



> INTERNET EN LAS ESCUELAS. EFECTO SOBRE EL RENDIMIENTO EDUCATIVO EN EL PERÚ: 2007-2011

Álvaro Hopkins B.

Grupo de Análisis para el Desarrollo
alvarohopkins@gmail.com

> Este trabajo se llevó a cabo con la ayuda de fondos asignados al IEP por el Centro Internacional de Investigaciones para el Desarrollo y de la Agencia Canadiense de Desarrollo Internacional, Ottawa, Canadá.

Álvaro Hopkins B.

Internet en las escuelas. Efecto sobre el
rendimiento educativo en el Perú: 2007-2011

Lima: Diálogo Regional sobre Sociedad de la
Información, (2014).

Contenidos

Resumen	7
1 Introducción.....	9
2 Antecedentes	14
2.1 Marco teórico.....	14
2.2 Evidencia del impacto	17
3 Avance de la conectividad en las escuelas y desempeño educativo.....	23
4 Base de datos	28
5 Metodología econométrica	30
6 Identificación del impacto del acceso a internet	36
7 Identificación del impacto del acceso a internet de banda ancha	39
8 Resultados	42
8.1 Acceso a Internet	42
8.2 Acceso a Internet de banda ancha.....	51
Conclusión	53
Bibliografía	56

Índice de tablas

Tabla 1:	24
Tabla 2:	36
Tabla 3:	38
Tabla 4:	39
Tabla 5:	40
Tabla 6:	41
Tabla 7:	50
Tabla 8:	52
Tabla 9:	55

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1:	16
Ilustración 2:	26
Ilustración 3:	27
Ilustración 4:	31
Ilustración 5:	45

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1:	63
Anexo 2:	65
Anexo 3:	66
Anexo 4:	67
Anexo 5:	68
Anexo 6:	69
Anexo 7:	70
Anexo 8:	71
Anexo 9:	72
Anexo 10:	73

RESUMEN

Este estudio consiste en una aproximación al efecto del acceso a Internet y del acceso a Internet de banda ancha en el rendimiento educativo de los estudiantes de segundo grado de primaria en el Perú. De acuerdo a la literatura, el acceso y uso adecuadamente guiado de las tecnologías de la información (TIC) a tan temprana edad tendría un efecto en las capacidades de comprensión lectora y en el desarrollo de razonamiento matemático. En particular, el acceso a la Internet tendría un impacto en múltiples habilidades cognitivas como la capacidad de procesamiento de información, desarrollo del lenguaje e inteligencia visual y meta-cognitivas como planificación, estrategias de búsqueda y evaluación de información.

El período de análisis cubre los años 2007-2011. Como estrategia de identificación se puso especial énfasis en caracterizar las potenciales dinámicas de acceso a Internet y en el acceso a Internet de alta velocidad en las escuelas. La metodología de análisis consiste en técnicas de evaluación de impacto cuasi experimentales (Diferencias en Diferencias y Emparejamiento) controlando por variables no observables y observables. Las principales bases de datos utilizadas son el Censo Escolar 2007-2011, la Evaluación Censal Escolar (ECE) 2007-2011 y la base de datos del Programa Huascarán-Digete.

Se encuentra que la introducción de tecnologías de la información y la comunicación (TIC), como la Internet, en la escuela está asociada a

1 Para el caso peruano, definimos a las escuelas con acceso a Internet de banda ancha como aquellas que tienen el tipo de tecnología ADSL y VPN.

impactos nulos o positivos sobre el rendimiento, medido como el porcentaje de estudiantes que alcanzan un nivel de logro educativo satisfactorio (nivel 2). Los impactos más significativos se encuentran en los resultados de la ECE del año 2011, en mayor medida en comprensión de textos que en lógico-matemática. Los resultados de los distintos métodos que se utilizó para medir el impacto evaluado sugieren que hay un “efecto año” en el año 2011. Por otro lado, el efecto después de un año del acceso a Internet está entre 0 y 2,9 en el porcentaje de estudiantes que alcanzan un nivel satisfactorio en lógico matemática y entre 5,2 y 6,9% en comprensión de textos.

Asimismo, se estimó el impacto del acceso a Internet de alta velocidad de las escuelas en los rendimientos del año 2011. Solo 1 de los 16 estimadores calculados fue significativo controlando por variables observables, pero al 15% de significancia estadísticas. Es decir, el acceso a Internet de alta velocidad no parece tener un efecto significativo en el desempeño educativo medido como el porcentaje de estudiantes que alcanzan el nivel satisfactorio de conocimientos.

1. INTRODUCCIÓN²

La prolífica literatura empírica destaca el rol de la educación en diversas dimensiones como la formación de capital humano, posibilidades de inserción al mercado laboral y mejoras en la productividad de la economía (Glewwe, Kremer, Moulin e Itzewitz, 2004). Desafortunadamente, diversas evaluaciones internacionales constatan que la masificación de la educación básica en los países en desarrollo ha coincidido con (o ha causado) una provisión del servicio de baja calidad (Banerjee y Duflo, 2011; Organización para la Cooperación y Desarrollo Económicos, 2010, entre otros) con consecuencias en los rendimientos educativos en pruebas estandarizadas como PISA³. Por esta razón, muchos países han venido adoptando políticas relativas a la universalización de una educación de calidad. En particular, resalta el entusiasmo entre los formuladores de política y las agencias internacionales sobre el rol que desempeñarían las tecnologías de la información y la comunicación (TIC)⁴ en este objetivo.

Por su parte, la literatura sobre el uso pedagógico de las TIC y su efecto sobre la calidad educativa ha enfatizado su potencial efecto sobre el desarrollo cognitivo de los estudiantes y el desarrollo de habilidades informáticas per se (Johnson, 2006). De acuerdo con esta línea argumentativa, el uso de las TIC con fines pedagógicos mejoraría los procesos de memoria y de atención de los alumnos al incrementar la efectividad de los procesos de enseñanza-aprendizaje al pasar de un modelo basado en el profesor a uno basado en el estudiante (Trucano, 2005

²El autor agradece los excelentes comentarios y sugerencias de Juan León (GRADE), Carmen Montero (IEP) y José S. Rodríguez (PUCP).

³De acuerdo con los resultados de PISA-2009, en los países latinoamericanos la proporción de alumnos de bajo desempeño (que no alcanza un nivel mínimo de logro) fue de 58% en matemáticas, 45% en lectura y 48% en ciencias, mientras que el promedio de los países de la Organización para la Cooperación y Desarrollo Económicos fue de 20% (Ministerio de Educación de España, 2010).

⁴Las TIC consisten en el hardware, el software, las redes y los medios para guardar, procesar, transmitir y presentar información (voz, datos, texto e imágenes) (Banco Mundial, 2011).

y Johnson, 2006). De forma paralela, su inserción en las escuelas reduciría la diferencia de oportunidades entre las personas con y sin acceso a las nuevas tecnologías, definido como la brecha digital (Sunkel, 2006 y Judge, Puckett y Bell, 2006).

Sin embargo, recientemente se ha cuestionado si las TIC podrían deteriorar la calidad educativa en el caso de que sean incorporadas de forma desarticulada, si el docente no cuenta con el capital humano necesario para usarlas adecuadamente, si los estudiantes no pueden apropiarse de dichas tecnologías y emplearlas para mejorar efectivamente su aprendizaje o si la disponibilidad de aplicaciones educativas y la infraestructura no soporta su masificación. Estos riesgos no son menores, si consideramos que los altos costos de entrada (esto es, inversión en infraestructura) y de mantenimiento de estas intervenciones y la rápida caducidad tecnológica pueden convertirlas en alternativas poco costo-efectivas.

La evidencia empírica acerca de un efecto causal presenta resultados no concluyentes y específicos para el tipo de tecnología y forma de inserción en la práctica educativa (Claro, 2010; Trucano, 2005; Lee & O'Rourke, 2006; Jackson et. al., 2006, entre otros). Si bien los programas de computer-aid instruction (CAI) han recibido recientemente especial atención en la literatura con resultados de efecto positivos (BID, 2011; Barrow, Markan y Rose, 2009⁵ y Linden, L., A. Banerjee y E. Duflo, 2003), la investigación empírica se ha concentrado en torno al papel del computador, y ha

5 Barrow, Markan y Rose (2009) realizan un experimento donde asignan a un grupo de alumnos entre 4to y 9no grado (entre 9 y 16 años) el uso de computadoras para la enseñanza de pre-álgebra y álgebra. Se encuentra efectos positivos significativos en aquellos alumnos que recibieron CAI. Los autores argumentan que esto puede deberse a la enseñanza más individualizada que implicada esta asistencia.

encontrado evidencia mixta del impacto. En este punto, llama la atención la escasez de evidencia empírica para países en desarrollo sobre fenómenos que han revolucionado la vida económica y social de la población, como el acceso a la banda ancha (Internet de alta velocidad) y la telefonía móvil, temáticas que se han trabajado solo de forma tangencial en algunos estudios (Toyama, 2010). Así, aún existe un largo camino por recorrer para develar esta relación poco explorada en la literatura local.

En esta tarea, un tema importante que se debe considerar es el hecho de que una identificación clara del impacto de las TIC en las escuelas podría enfrentar cuestionamientos metodológicos importantes, asociados a potenciales problemas de sesgos de selección (presencia de variables omitidas y problemas de causalidad reversa), que disminuyen la credibilidad de las estimaciones. Al respecto, recientes evaluaciones con sofisticados diseños experimentales han logrado un progreso sustancial para hacer frente a estos problemas y mejorar nuestro entendimiento acerca del impacto de interés (Aker, Ksolly y Lybbert, 2012; Barrow, Richburg, Rouse y Brock, 2009; Cristiá, Ibarrarán, Cueto y Severín, 2011; Jackson, et. al., 2006; Spiezia, 2010). Sin embargo, la baja potencia estadística y especificidad al contexto limitan en muchos casos la validez externa de los resultados.

En este contexto, el objetivo principal de la investigación es acercarnos, desde una perspectiva cuantitativa, a la relación causal entre la incorporación de las TIC en el rendimiento educativo en el Perú, medido por indicadores de logro educativo. De manera más específica, se explorará econométricamente el efecto del avance de la conectividad a Internet en las escuelas primarias (públicas y privadas) sobre el desempeño educativo satisfactorio en las pruebas estandarizadas de los

estudiantes para el período de análisis 2007-2011, con especial énfasis en la naturaleza del impacto.

Para ello, se aprovecha dos bases de datos censales: el Censo Escolar (2007-2011) y la Evaluación Censal de Estudiantes (2007-2011), que incluyen información sobre infraestructura educativa y desempeño en las pruebas estandarizadas de los alumnos, entre otras variables. Una importante ventaja de estos datos es que es información censal de las instituciones de educación básica del país, lo que reduce los problemas de validez externa.

La identificación del impacto se realiza en dos fases. Primero, se evalúa los impactos del acceso a Internet (sea o no de banda ancha). Luego, se determina si hay diferencias en el tipo de tecnología de acceso (banda ancha) y su impacto en el desempeño educativo.

Para enfrentar los problemas de endogeneidad, se propone una estrategia de identificación econométrica mixta basada en la combinación del método de emparejamiento mediante el propensity score matching (PSM) y el de diferencias en diferencias (DD). La combinación de ambas metodologías reduce el riesgo de obtener estimaciones sesgadas y aumenta la robustez de la estimación (Blundell y Costa Días, 2000).⁶ La técnica de DD permite controlar por factores no observables invariantes (fijos) en el tiempo que podrían estar correlacionados con el tratamiento y su combinación con técnicas de emparejamiento busca mejorar la comparabilidad entre los grupos, controlando por heterogeneidad en la línea de base.

⁶ Para una de las primeras discusiones sobre este estimador, ver Blundell y Costa Dias (2000).

Una limitante de esta investigación es la falta de información que reporte el uso de la Internet por parte de los estudiantes y el vínculo con indicadores de desempeño educativo. En un escenario ideal, deberíamos poder disponer de las siguientes variables a nivel de estudiante, distinguiendo el uso en la escuela como en el hogar: tiempo online (minutos/día), número de inicios de sesión por día, número de dominios visitados por día y número de e-mail diarios (Jackson, et.al., 2006). No obstante, la investigación contribuye a la literatura empírica local al proveer una primera aproximación al efecto del avance de la conectividad en las escuelas en el Perú.

El resto del documento está estructurado de la siguiente forma. En la sección 2 se realiza una breve revisión de la literatura sobre el impacto de las TIC e Internet sobre resultados educativos, y se presenta el marco teórico de la investigación. La sección 3 explica el avance de la conectividad a Internet y el desempeño educativo en las escuelas primarias en el Perú. La sección 4 describe las bases de datos utilizadas, y la sección 5, la metodología econométrica. En las secciones 6 y 7, se desarrolla la estrategia de identificación del impacto de acceso a Internet y el impacto de acceso a Internet de banda ancha, respectivamente. La sección 8 presenta y discute los resultados de ambas evaluaciones. Finalmente, la sección 9 concluye con consideraciones sobre las implicancias de los hallazgos."

2. ANTECEDENTES

En esta sección discutimos el marco teórico de referencia que nos sirve para plantear la hipótesis sobre la dirección del impacto que guía la interpretación de los resultados. Asimismo, se presenta una breve revisión de literatura empírica.

2.1 Marco teórico

El documento se sitúa conceptualmente dentro de la extensa literatura sobre la función de producción educativa y la controversia sobre el papel de los insumos educativos (Glewwe, Kremer, Moulin y Zitzewitz, 2004; Hanushek y Lavy, 1993; Kremer, 2003; Kremer, Miguel y Thornton, 2009; Duflo, Glennerster y Kremer, 2008). Siguiendo esta aproximación, la función de producción educativa se define como aquella que relaciona cantidades de factores de producción empleados (inputs), dado un estado de la tecnología, con niveles de producto o resultados obtenidos (outputs).

De acuerdo con ello, el trabajo de Glewwe, Kremer, Moulin y Zitzewitz (2004) plantea una función de producción para el aprendizaje que se puede representar como una relación estructural de la manera siguiente:

$$A = a(S, Q, C, H, I)$$

Donde A son las habilidades aprendidas (logros), S son los años de escolaridad, Q es un vector de características de la escuela y del maestro (calidad), C es un vector de características del niño (incluida la “capacidad innata”), H es un vector de características del hogar (esto es, las preferencias de los padres por la educación, tamaño de la familia, capacidad de gasto, restricciones crediticias, entre otras variables

socioeconómicas) e I es un vector de insumos escolares que están bajo el control de los padres y, por tanto, son endógenos, tales como la compra de libros de texto y otros materiales.⁷

La relación planteada es considerada estructural debido a que se mantiene (o no se modifica) pese a que los agentes involucrados (los hogares o escuelas) modifiquen su provisión de insumos ante la provisión exógena de algún otro insumo de la función de producción (Duflo, Glennerster y Kremer, 2008). Luego de esta sustitución de insumos endógenos, según el grado de complementariedad o sustitución entre ellos, se obtiene una función en su forma reducida:

$$A = f(i, x)$$

Donde i denota el input de interés (el acceso a Internet) y X , otros insumos educativos, que pueden incluir características de los estudiantes y la escuela a la cual asisten. Sin embargo, ¿cómo el acceso a internet afecta el rendimiento educativo en estudiantes de segundo de primaria, entre 7 y 8 años de edad?

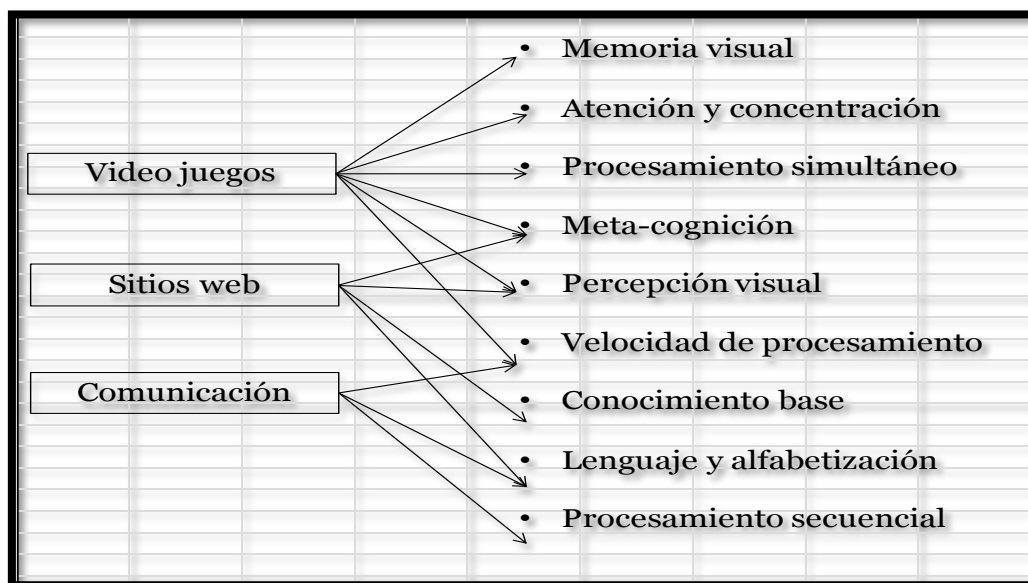
De acuerdo al marco teórico propuesto por Johnson (2006)⁸, sintetizado en la Ilustración 1, el uso de la Internet tiene un efecto positivo en el proceso cognitivo. A partir de una revisión de los tres principales usos de la Internet, se identifica los canales mediante los cuales cada uno tiene un impacto en el aprendizaje. El uso de video juegos estimula la memoria visual, la capacidad de concentración, el procesamiento de información y su velocidad, habilidades de percepción visual y meta-cognitivas o habilidades para saber cómo y cuándo aprender, tales como planificación

⁷ Los precios también tienen relación con la educación, ya que pueden incluir los gastos de escolaridad, los precios de los útiles escolares comprados por los padres e, incluso, los salarios pagados por trabajo infantil. Sin embargo, no se consideran en la ecuación debido a que su efecto funciona a través de las decisiones tomadas por las variables endógenas S e I .

⁸ Johnson (2006) desarrolla el marco teórico sobre la base de las siguientes teorías del desarrollo cognitivo: Modelo Cognitivo de Procesamiento de Información, Perspectiva Sociocultural del Desarrollo Cognitivo, Modelo de Procesamiento Cognitivo PASS (Planning, Attention-Arousal, Simultaneous and Successive) y Neurología del Proceso Cognitivo.

y evaluación de información, así como la resolución de problemas. El acceso a sitios web también tiene un impacto en estas habilidades meta-cognitivas y de percepción visual debido a que exigen al usuario plantearse estrategias de aprendizaje eficientes frente a todo el universo de información, estrategias vinculadas al modelo de aprendizaje de procesamiento de información el cual consiste en estimular las capacidades como: selección, capacidad de memoria e interpretación de información. Además, el acceso a la información de sitios web amplifica la base de conocimiento y el uso del lenguaje. Finalmente, el uso de este recurso como herramienta comunicacional (redes sociales) potencia la velocidad y la capacidad sucesiva de procesamiento de información y el desarrollo del lenguaje y la alfabetización.

Ilustración 1 Marco teórico sobre los efectos de la Internet en el proceso cognitivo



Fuente: Johnson (2006)

2.2 Evidencia del impacto

Diversos autores sostienen la existencia de un efecto positivo de la inserción de las nuevas tecnologías de la información y comunicación (TIC) en el ámbito educativo. Aker, J., C. Ksolly y T. Lybbert (2012) reportan que el uso de celulares en África tuvo un impacto positivo en el acceso a servicios públicos, como la educación, con impacto en los niveles de alfabetización. Asimismo, las TIC podrían tener efectos positivos en el rendimiento educativo mediante el incremento en habilidades cognitivas y meta-cognitivas, tal como se desarrolló en el marco teórico.

La literatura empírica se ha concentrado, en la última década, en evaluar las consecuencias del uso de computadoras en el desempeño de los escolares. A nivel de países desarrollados, Spiezia (2010) realiza un estudio sobre los efectos del uso de computadoras (en la escuela y/o en el hogar) en el desempeño educativo en la sección de ciencias (física y química) de la prueba PISA 2006, controlando el sesgo de selección de uso del computador en el hogar con características de los estudiantes y de sus hogares. La muestra considera estudiantes de 33 países, 26 de la OECD y 7 países candidatos. Los resultados muestran un impacto positivo que se potencia en aquellos estudiantes que además de usar la computadora en el colegio la utilizan en sus hogares.

Por otro lado, Peltenburg, den Heuvel y Doig (2009), se enfocan en alumnos entre 8 y 12 años en dos escuelas de educación especial en Holanda. Los resultados muestran que el uso de un computador y herramientas visuales para explicar problemas matemáticos permite a los estudiantes resolver problemas que no podían realizar con la forma de enseñanza tradicional.

Ramón y Murillo (2012) encuentran, a partir de una muestra de estudiantes de sexto grado de primaria de 16 países de América Latina, que aquellos alumnos que tienen acceso a una computadora en su hogar tienen mejor desempeño en pruebas estandarizadas. Este efecto es mayor si cuentan con más de 10 computadoras en su escuela. Ambos efectos se dan a pesar de controlar por variables socioeconómicas. Del mismo modo, Cristiá, J., A. Czerwonkoy y P. Garofalo (2010) evalúan un proyecto del BID para proveer de electricidad y 10 computadoras por escuela pública en el Perú, proyecto considerado dentro del Programa Huascarán. El proyecto también priorizó el acceso a Internet en estos centros educativos. Además de ser escuelas públicas, se escogieron las de mayor tasa de matrícula, en las que había un compromiso del director y los docentes, y escuelas con mayor facilidad de acceso. El estudio encuentra un impacto estadísticamente nulo en la tasa de repetición, deserción y matrícula escolar. No se consideraron variables de rendimiento educativo.

Lee y O'Rourke (2006) realizan un análisis cualitativo sobre el efecto del uso de computadoras (hardware) y programas educativos (software) provistos por IBM por el programa KidSmart Early Learning en niños entre 4 y 5 años en el oeste de Australia. El programa ofrecía 1 computador por cada dos estudiantes. Los autores concluyen que estos elementos son una herramienta para mejorar la alfabetización mediante técnicas tradicionales de enseñanza, así como un instrumento para estimular en los niños comportamientos colaborativos que generen diálogos del tipo resolución de problemas ("prueba esto o sino esto"), así como lenguaje de planificación y organizacional. De la misma forma, ayuda el desarrollo de múltiples niveles de alfabetización, tal como es el caso de alumnos que requieren de técnicas de aprendizaje más visuales.

Con respecto al software manejado, Lee y O'Rourke (2006) señalan que algunas referencias culturales de Australia estaban desactualizadas y que eran utilizadas como un ejemplo de que el computador no siempre estará en lo correcto y que ellos necesitan cuestionar constantemente la información que este les brinda. Esto está vinculado con otro hallazgo del estudio referido a la consolidación de conocimientos previos a partir de la información que brinda el software. Sin una adecuada capacitación al docente, este puede utilizar el computador como una simple herramienta más del plan de estudios haciendo que aprender a usarla sea el fin en sí mismo. Sin embargo, docentes con acompañamiento mostraron un uso más integral que implicaba cambios en la forma como los estudiantes aprendían y qué aprendían.

En el Perú, se han encontrado resultados valiosos del programa One Laptop per Child (OLPC). Este programa consiste en entregar laptops XO-1 con software de aprendizaje a niños de escuelas públicas en el Perú entre 6 y 12 años. Sin embargo, como señalan Villanueva-Mansilla y Olivera (2012), toda innovación enfrenta barreras institucionales. El ideal del programa era generar un aprendizaje colectivo entre los docentes, directores y los alumnos. Sin embargo, desde un inicio se negó la participación de docentes y del sistema educativo en general lo cual hizo que la iniciativa fuera recibida con recelo por muchas de las personas involucradas en la educación.

“Si bien las entrevistas mostraron que los directores, docentes y alumnos perciben la XO-1 como una herramienta positiva para la escuela, la falta de capacitación aparecía como una gran barrera” (Villanueva-Mansilla y Olivera 2012, p.198).

Asimismo, la expectativa sobre las XO-1 era que permitieran aprender el empleo de una computadora en vez de ser una herramienta de aprendizaje. Por esta razón se encontró un uso limitado y exclusivo para el horario de computación. Incluso, algunos docentes consideraban que deberían ser utilizadas solo por los estudiantes de los primeros grados de primaria y que los alumnos mayores deberían utilizar computadoras con sistema operativo Windows ya que eso es lo que el mercado laboral demanda. Estos inconvenientes están estrechamente vinculados a la falta de inclusión de los docentes y directores en el programa.

Cristiá, Cueto, Ibarrarán, Santiago y Severin (2011) evalúan los efectos del programa OLPC. El estudio no encuentra efectos en la tasa de matrícula o pruebas estandarizadas de Lógico Matemática o Comprensión Lectora. Sin embargo, se encontraron resultados positivos en las pruebas de habilidades cognitivas generales que miden razonamiento abstracto no-verbal, de fluidez verbal que captura funciones del lenguaje y en pruebas de codificación, las cuales miden la velocidad de procesamiento y la capacidad de memoria de los estudiantes. De acuerdo a los autores, para alcanzar un impacto positivo en lógico matemática y comprensión lectora, el uso de las XO-1 requiere de una guía de alta calidad lo cual implica vincular más a los docentes en el programa mediante mejores capacitaciones. Esto coincide con los hallazgos de Lee y O'Rourke (2006) presentados anteriormente para el caso del programa KidSmart Early Learning en Australia, donde se muestra que docentes con un adecuado acompañamiento mostraron un uso integral de las computadoras como complemento de las técnicas tradicionales.

Con respecto a los efectos en el uso de la Internet, Sprietsma (2007) evalúa el efecto de la disponibilidad de un laboratorio de cómputo en la escuela y el uso de las computadoras y la Internet con fines pedagógicos

en el rendimiento de pruebas estandarizadas de estudiantes de 4to (10 años), 8vo (14 años) y 11vo grado (16-17 años). La metodología consiste en la construcción de un pseudo panel a la Deaton con tres cortes: 1999, 2011 y 2003. Se encuentra que la existencia de laboratorios de cómputo tiene efectos negativos en Comprensión Lectora y, en especial, en Lógico Matemática. Una hipótesis es que estos efectos negativos se deban a un trade-off entre invertir en laboratorios de cómputo, contra otros métodos de enseñanza. Sin embargo, se halla que el uso de la Internet por el profesor con fines pedagógicos si tiene un impacto positivo en los resultados de ambas disciplinas.

Sobre el acceso a Internet en el hogar, Vigdor y Ladd (2010) evalúan su efecto en el rendimiento educativo de estudiantes de Carolina del Sur-Estados Unidos entre 5 y 8 grado (10-14 años de edad). Encuentran un impacto negativo en los resultados de lógico matemática y comprensión lectora de manera significativa y persistente. Argumentan, que esto puede deberse a un ineficiente rol de los padres para controlar el uso de la Internet en sus hijos.

Asimismo, Chandra y Loyd (2008) realizan un experimento con estudiantes de secundaria entre 15 y 16 en Australia en el curso de ciencias (química y física). Todos los estudiantes reciben el curso de forma tradicional (presencial) el primer año y, en el segundo año, un grupo de forma semi-presencial (blended) y otro igual que en primer año. Se encuentra un impacto positivo en aquellos estudiantes que llevaron el curso de manera semi-presencial aunque no fue un impacto global debido a que algunos estudiantes tenían dificultades para adaptarse a la nueva dinámica del curso.

Jackson, et. al. (2006), desarrollan un estudio longitudinal del proyecto de la Universidad Estatal de Michigan llamado HomeNetToo el cual consiste en dar acceso a la Internet a niños de bajos ingresos entre 10 y 18 años (13.8 años de edad en promedio). La principal hipótesis del estudio es que un mayor uso de la Internet en el hogar estará asociado a un mejor desempeño académico. Se midió continuamente el uso de internet por 16 meses con indicadores del tiempo online (min/día), número de inicios de sesión por día, de dominios visitados por día y número de e-mail diarios. El rendimiento educativo se midió con los resultados del GPA (Grade Point Averages) y del examen del MEAP (Michigan Education Assessment Program) al inicio de la evaluación, después de 6 meses y 1 años de exposición al "tratamiento". Se encuentra efectos positivos del uso de la Internet en los exámenes estandarizados después de 6 meses, 1 años y 16 meses, y no se encontró efectos diferenciados por edades.

3. AVANCE DE LA CONECTIVIDAD EN LAS ESCUELAS Y DESEMPEÑO EDUCATIVO

En cuanto al avance de la conectividad a Internet en las escuelas, el Perú, al año 2012, todavía se encuentra bastante rezagado en relación con el ámbito internacional, con solo el 26,3% de escuelas de educación primaria y 49,6% de educación secundaria conectadas (ver Tabla 1).⁹ Pese a este escenario, un número cada vez mayor de escuelas ha optado por acceder a una conexión a Internet. Así, en el caso de escuelas primarias, esta cifra es ocho veces mayor que en el año 2004. Este mayor acceso, empero, se ha caracterizado por un ritmo de adopción diferenciado si se considera el ámbito geográfico de la escuela, lo que podría tener repercusiones importantes en términos de equidad.

9 Según cifras del año 2009-2010 del reporte de la Unesco (2012) de acceso a Internet de Primaria-Secundaria, el país estaría ubicado apenas por encima de países como Nicaragua (4-9%), Paraguay (8-18%) y Venezuela (20-15%). Frente a ello, países de la región como Argentina (29-50%), Brasil (41-76%), Chile (55-56%) y Colombia (66-93%) se encuentran muy por encima, sin contar a los países de Asia y Europa, cuyo porcentaje de conectividad en las escuelas es muy cercano al 100%.

Tabla 1. Porcentaje de escuelas de educación primaria y secundaria que cuentan con acceso a Internet. Perú: 2000-2012.

Año	Primaria			Secundaria		
	Total	Urbana	Rural	Total	Urbana	Rural
2000	1,6	5,4	0,1	8,3	12,6	0,5
2001	1,8	6	0,1	9,3	14,7	0,5
2002	2,6	7,4	0,3	11,3	16,1	2,1
2003	1,8	5,9	0	9,5	14,9	0,4
2004	3,3	10,1	0	16,8	25,4	1,2
2005	5,9	15,3	0,1	19,2	25,9	0,8
2006	10,7	31,8	0,9	31,9	48,2	5,9
2007	10,9	29,3	0,8	31,6	43,7	6,2
2008	11,8	31,3	1,7	32,8	45,4	9,3
2009	10,7	26,9	0,6	27,8	38,2	3,1
2010	16,3	40	1,2	41,9	56,7	6,4
2011	17,4	36,8	4,8	36,7	49,2	8,9
2012	26,3	54	8,5	49,6	65,5	14,8

Fuente: Censo Escolar del Ministerio de Educación-Unidad de Estadística Educativa. Disponible en:

<<http://escale.minedu.gob.pe/tendencias>. Fecha de consulta: 27/06/2013>.

Se aprecia un rezago en la adopción por parte de las escuelas rurales frente a las ubicadas en zonas urbanas. De esta forma, en el 2004, solo menos del 1% del total de escuelas rurales contaban con acceso a Internet; en la actualidad, si bien ha habido grandes mejoras (9%), aún se mantienen las disparidades.

En relación con las iniciativas promovidas por el Estado que buscan integrar las TIC dentro del ámbito educativo, el Ministerio de Educación ha venido implementando diversos programas para proveer infraestructura tecnológica, que incluían capacitaciones en TIC para los profesores, así como elaboración de contenidos digitales. Así, a lo largo de las últimas décadas, las iniciativas que han logrado mayor notoriedad, tanto por el respaldo político obtenido como por los fondos públicos

involucrados, han sido el Programa Huascarán y el programa One Laptop per Child (OLPC).

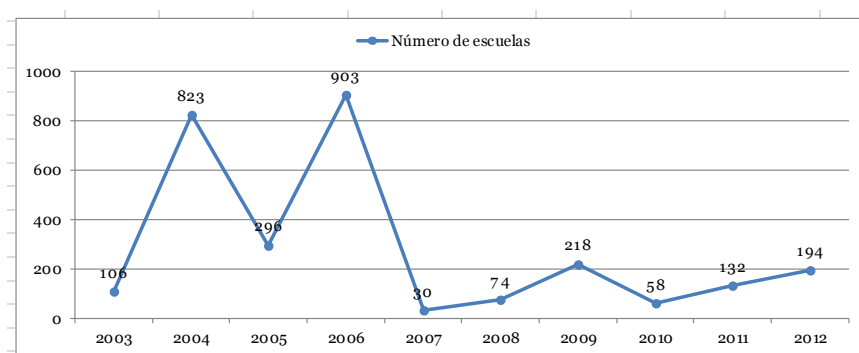
El Programa Huascarán, creado el 2001, brindaba conectividad subsidiada (gratuita) a las escuelas, y mostró su mayor despliegue entre el año 2004 y 2006 en escuelas públicas.¹⁰ Si bien se contaba con criterios de priorización y procedimientos para la selección de instituciones educativas beneficiarias, en muchos casos estos no fueron tomados en cuenta y, en la ejecución efectiva, primaron consideraciones políticas y contextuales (ver el Anexo 1). De esta forma, solo se siguieron criterios técnicos mínimos tales como infraestructura tecnológica (cableado de datos o red inalámbrica, cableado eléctrico, sistemas de protección) y cobertura de servicios de los operadores de telecomunicaciones, según el presupuesto para la instalación de conectividad.

No es de extrañar que, luego de una serie de cuestionamientos en relación con la capacidad de gestión e instrumentalización de la selección de beneficiarios con fines políticos, en el 2007 el Programa Huascarán haya sido absorbido, junto con otros, por la recientemente creada Dirección General de Tecnologías Educativas (Digete), que, a pesar de haber seguido proveyendo el servicio, no expandió el acceso. Así, el avance en conectividad quedó prácticamente estancado a partir de esa fecha (Ilustración 2).¹¹ Esto contrasta con, y quizás explica, el importante avance del programa OLPC, creado en el 2008, que otorga laptops XO a escuelas públicas de localidades en pobreza (no conectividad a Internet) bajo algunos criterios mínimos (existencia de servicio de electricidad).

¹⁰ Decreto Supremo 067-2001-PCM.

¹¹ Para más información, ver Decreto Supremo 016-2007-ED, "Modifican artículo 49 del ROF y aprueban la fusión de los Proyectos PEAR y Huascarán así como el Programa de Mejoramiento de la Educación Secundaria en Direcciones Generales del Ministerio de Educación".

Ilustración 2. Flujo de escuelas atendidas por la Digete según fecha de instalación de conectividad a Internet



Fuente: Digete.

Elaboración propia.

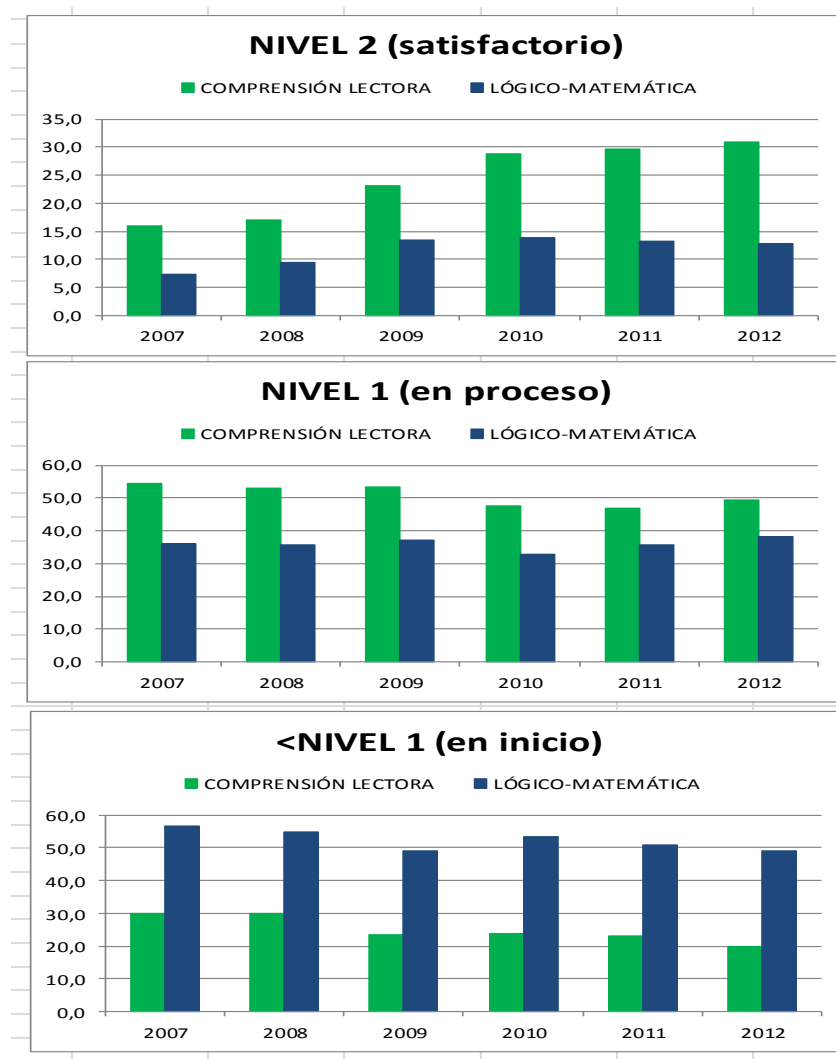
En el año 2007 se implementó la estrategia de Presupuesto por Resultados en el ámbito educativo, que significó el inicio del seguimiento de los logros de aprendizaje en la educación básica regular, con énfasis en la educación inicial y primaria (primer y segundo grados). Ese año se realizó la primera evaluación censal de los alumnos, con resultados que evidenciaron la baja calidad educativa, pues solo 15,9% y 7,2% de las instituciones educativas lograron tener un desempeño satisfactorio en comprensión lectora y en lógico-matemática, respectivamente (ver la Ilustración 3).

Frente a estos resultados, el Minedu formuló el Programa Estratégico Logros de Aprendizaje (PELA), que contempla el avance en el desarrollo de la enseñanza, fortalecimiento y especialización de los docentes de escuelas públicas, la distribución de material educativo, la evaluación de estudiantes en la institución educativa pública y el avance físico de las regiones en cobertura de la educación inicial y acompañamiento pedagógico a docentes.¹²

¹² La selección de las instituciones educativas que son acompañadas está sujeta a tres criterios: (a) instituciones educativas públicas que tengan un mayor índice de pobreza, (2) instituciones

A la fecha, se ha logrado un avance notable en cuanto a logros de aprendizaje en comprensión lectora y lógico-matemática, aunque menor en este último (Ilustración 3).

Ilustración 3. Resultados generales 2007-2012 de la muestra control (Porcentaje de alumnos según nivel de desempeño)



Fuente: Resultados generales 2007-2012 (muestra control).

Elaboración propia.

educativas que presenten un menor resultado de aprendizaje y (c) instituciones educativas que tengan una mayor concentración de población estudiantil.

4. BASES DE DATOS

Las dos principales fuentes de información de la investigación son el Censo Escolar, conducido anualmente desde el año 1998 por el Minedu, en cooperación con las instancias de gestión educativa descentralizada, y la Evaluación Censal de Estudiantes (ECE) realizada desde el año 2007. Para la investigación, se emplea la base de observaciones comunes entre la ECE y el CE para el período 2007-2011, de manera que se tiene una base de datos de panel, empataada con el código modular y el anexo.

Las características de cada institución educativa se obtuvieron del Censo Escolar, y las variables de resultado, de la ECE. Con respecto al primero, se tuvo especial cuidado en elegir las variables que pueden ser seguidas durante todos los años de estudio. Esto se debe a que no se han mantenido las mismas preguntas entre años, la formulación de las preguntas ha cambiado o la codificación es diferente año a año, lo cual implica un trabajo para hacer consistentes las distintas versiones del censo.

La ECE es una prueba estandarizada y representativa en el nivel nacional, que se realiza a los estudiantes de segundo de primaria sobre dos áreas curriculares: comprensión lectora y lógico-matemática. Los resultados de los niveles de logro de aprendizaje de la ECE son comparables para todo nuestro período de análisis. En este estudio se utiliza como variables de resultado el porcentaje de estudiantes de segundo grado de primaria que alcanzaron el nivel de desempeño satisfactorio (nivel 2) en comprensión lectora y lógico-matemática. A pesar de que no podamos seguir a los mismos estudiantes en el tiempo, podemos observar el rendimiento de cada nueva cohorte de segundo grado de primaria para inferir el impacto del acceso a Internet en el desempeño educativo. De tal forma que nuestra unidad de análisis serían

indicadores de rendimiento académico a nivel de institución educativa seguida en el tiempo.

La información sobre la variable de tratamiento, conectividad a Internet, proviene del módulo del Censo Escolar referido al local escolar, que recoge datos de infraestructura, servicios básicos y mobiliario, entre otros. Esta información es complementada con la provista por el MINEDU sobre conectividad subsidiada otorgada por el Estado a través de la DIGETE debido a que se encontró algunas escuelas que en el CE no reportaban tener acceso a internet pero si en la base de la DIGETE. Este registro administrativo contiene la fecha de instalación y el tipo de instalación (ancho de banda) y contrato para cada una de las escuelas beneficiadas. La información de la DIGETE será aprovechada para estudiar potenciales efectos heterogéneos según tipo de acceso a Internet. Adicionalmente, se utiliza la altitud del distrito para capturar diferencias geográficas entre escuelas y su relación con la facilidad de provisión del servicio de acceso a Internet.

La principal limitación de las bases previamente descritas es que no recogen información sobre variables socioeconómicas de los alumnos o del hogar. En la medida en que el diseño de la evaluación debe contemplar las posibles fuentes de heterogeneidad en las respuestas de los que acceden al tratamiento, se propone el uso adicional del Censo Nacional XI de Población y VI de Vivienda (Censo 2007), el IX Censo de Población y IV de Vivienda (Censo 1993) y los indicadores del Mapa de Pobreza 2007, construido sobre la base del Censo 2007, para capturar las características promedio de la población del distrito donde está localizada la institución educativa.

5. METODOLOGÍA ECONOMETRICA

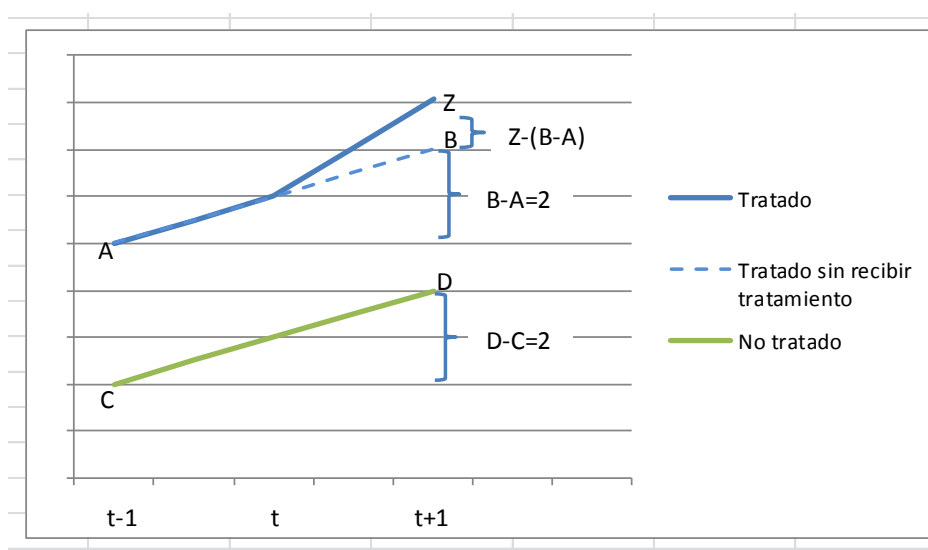
¿Qué queremos estimar? Buscamos calcular el efecto que tiene el acceso a Internet y el acceso a Internet de alta velocidad en el rendimiento educativo¹³. Para esto, sería necesario saber qué hubiera ocurrido con aquellas escuelas que accedieron a este servicio en caso de que no lo hubieran hecho. Claramente, este segundo escenario es imposible de observar. En esto consiste el problema fundamental de toda evaluación de impacto (Khandker, Koolwal y Samad, 2010): hallar este contrafactual. Explícitamente, el problema consiste en encontrar el segundo término de la siguiente ecuación:

$$E(Y_{1i}|d_i = 1) - E(Y_{0i}|d_i = 1)$$

Siguiendo la Ilustración 4, queremos estimar los efectos en los tratados de acceder a Internet en el momento t . Con este fin, asumimos que la tendencia de los “no tratados”, puntos C y D, hubiera sido la misma para los tratados en caso no hubieran accedido al servicio (puntos A y B). De esta forma, el efecto neto del acceso a Internet sería la diferencia entre Z y A, descontando la tendencia sin tratamiento, $B-A$, lo cual, despejando términos nos deja la resta $Z-B$, equivalente a la ecuación anterior. Como se puede apreciar, estimamos B a partir de lo que ocurre con las observaciones que no acceden a la Internet.

13 Es posible que otras escuelas tengan Internet de alta velocidad por otro medio además de la DIGETE por lo que más adelante se detalla la estrategia de identificación que evita este potencial sesgo.

Ilustración 4 Estimador Diferencias en Diferencias



Las alternativas econométricas de evaluación de impacto que pueden aplicarse dependen del tipo de datos con los que se cuenta. Como ya se mencionó en la sección anterior, la información disponible nos permite construir una base de datos de panel en el nivel de la escuela y así estimar el impacto por diferencias en diferencias (DD). Sin embargo, este estimador no controla por características observables de las escuelas. Una alternativa es plantear un modelo de regresión lineal clásico y controlar por variables observables (a nivel de escuela y distrito) asumiendo una relación lineal entre estas variables de control y el resultado. En esta investigación se propone estimar esta relación entre las características observables y la variable Y utilizando métodos de evaluación cuasi experimental no paramétricos, cuya principal ventaja es una mayor libertad para hallar mejores contrafactuales.

Primero analizamos la derivación del estimador propensity score matching (PSM) para una muestra de corte transversal y luego incluimos

las características del estimador de diferencias en diferencias (DD) para una muestra de datos de panel a fin de derivar el estimador PSM-DD.

Formalmente, siguiendo el planteamiento de Blundell y Costa Dias (2000), tenemos:

$$(1) \quad Y^T = g^T(X) + U^T$$

$$Y^C = g^C(X) + U^C$$

Donde la variable de resultado Y de T y C , grupo de tratamiento y control, respectivamente, depende de una función $g(X)$ de las características observables X y de un término de error U . La diferencia de ambas ecuaciones nos permite estimar el efecto tratamiento promedio en los tratados (ATT por sus siglas en inglés):

$$(2) \quad \text{ATT: } \alpha_T = E(Y^T - Y^C \mid X, d = 1)$$

Este planteamiento asume independencia condicional entre el grupo de control C y la decisión de participación en el programa, es decir:

$$(3) \quad Y^C \perp d \mid X$$

Descomponiendo el ATT α_T :

$$(4) \quad \begin{aligned} E(Y^T - Y^C \mid X, d = 1) \\ &= [E(Y^T \mid X, d = 1) - E(Y^C \mid X, d = 0)] \\ &\quad - [E(Y^C \mid X, d = 1) - E(Y^C \mid X, d = 0)] \end{aligned}$$

Siguiendo a Rosenbaum y Rubin (1983), se puede simplificar el problema de dimensión de X utilizando como un único indicador para emparejar las observaciones la probabilidad de participación en función de X :

$$(5) \quad Y^C \perp d|P(X)$$

Así el estimador correspondiente es:

$$(6) \quad \hat{\alpha} = \sum_{i \in T} \left(Y_i - \sum_{j \in C} W_{ij} Y_j \right) w_i$$

Donde W_{ij} es un ponderador de la observación de no tratamiento j para el individuo de tratamiento i , y w_i es el ponderador que ajusta la distribución del resultado a la muestra de tratados. Estos ponderadores dependen del método de emparejamiento utilizado. Por ejemplo, en el caso del vecino más cercano (NN), el estimador es el siguiente:

$$(7) \quad \hat{\alpha}_{NN} = \sum_{i \in T} (Y_i - Y_j) \left(\frac{1}{N_T} \right)$$

Sin embargo, asumir (3) o (5) es un supuesto fuerte, en especial si los individuos pueden elegir participar o no en el programa en función de su predicción del resultado esperado de hacerlo. Utilizando diferencias en diferencias (DD), se puede aislar esta variable no observable. Consideremos la siguiente estructura alternativa a (1):

$$Y_{it}^T = g_t^T(X) + \theta_t^T + u_{it}^T + \varphi_i$$

(8)

$$Y_{it}^{CT} = g_t^C(X) + \theta_t^C + u_{it}^C + \varphi_i$$

Donde la función $g()$ cambia en el tiempo y se controla la variable resultado por características del periodo analizado θ y características individuales φ . onces, las condiciones (3) y (5) se pueden expresar así:

$$(9) \quad Y_{t1}^C - Y_{t0}^C \perp d|X$$

$$(10) \quad Y_{t1}^C - Y_{t0}^C \perp d|P(X)$$

Se asume que la diferencia del resultado es independiente de la decisión de cambio en vez de asumir la independencia en niveles. Entonces, reemplazamos la ecuación (6) por el siguiente estimador de ATT PSM-DD:

(11)	$\hat{\alpha}_{PSMDD} = \sum_{i \in T} \left((Y_{it1} - Y_{it0}) - \sum_{j \in C} W_{ij} (Y_{jt1} - Y_{jt0}) \right) w_i$
------	--

Una distinción clave entre el método de DD con controles lineales y el PSM-DD es la interpretación de las variables de control. En el primer método, las variables de control cumplen el rol de variables explicativas de la variable endógena “porcentaje de estudiantes de segundo año de

primaria que logran el nivel satisfactorio de conocimientos". Mientras que en el segundo método, las variables de control sirven para explicar la probabilidad de acceso a la Internet y así encontrar escuelas parecidas y cuya principal diferencia sea el tener acceso o no, para luego comparar la variable endógena de interés. Esto debe tenerse en consideración al momento de interpretar los resultados.

6. IDENTIFICACIÓN DEL IMPACTO DEL ACCESO A INTERNET

¿Cómo estudiar el efecto del acceso a Internet en el rendimiento académico de los estudiantes? La ECE permite medir año a año, para el período 2007-2011, el rendimiento escolar de los estudiantes de segundo de primaria en el nivel de código modular + anexo. Entonces, hay que determinar todas las posibles dinámicas de acceso a Internet en este período y definir qué escuelas estudiar. En la Tabla 2 se ilustran estas posibles dinámicas, donde se toma como punto de partida a aquellas escuelas que en el 2007 no tenían acceso a Internet, y se coloca el número de escuelas para cada tipo de dinámica de acceso.

Tabla 2. Dinámicas del acceso a Internet evaluadas

Grupos	Acceso (1) y no acceso (0) a internet					Número de escuelas Panel 2007-2011
	2007	2008	2009	2010	2011	
<i>I</i>	0	1	1	1	1	141
<i>II</i>	0	0	1	1	1	145
<i>III</i>	0	0	0	1	1	373
<i>IV</i>	0	0	0	0	1	1.293
<i>V</i>	0	0	0	0	0	20.057
Total						22.009

Fuentes: ECE 2007-2011, CE 2007-2011 y Digete 2012.

Nota: Solo se considera aquellas escuelas que en el año 2007 no tenían acceso a la Internet. Elaboración propia.

Se tuvieron dos criterios de exclusión para considerar solo escuelas en las que el acceso a Internet pudo tener algún canal de transmisión constante hacia el rendimiento educativo y definir un grupo contrafactual que cuente con estos canales de transmisión pero que no tenga acceso a Internet. Primero, se excluyeron del análisis aquellas escuelas que no siguen estos patrones propuestos y, por consiguiente, no permiten una clara identificación del impacto evaluado, tales como escuelas que

accedieron al servicio en un año t pero no contaron con este en el año $t+k$. Segundo, se excluyeron aquellas escuelas que, para al menos un año entre la fecha de impacto t y el año de evaluación $t+k$, no cuentan con computadoras para la enseñanza. Entonces, se asume que sin computadoras destinadas para el uso educativo, no existen canales de transmisión entre el acceso a Internet y el desempeño educativo. Suponer lo contrario implicaría considerar escuelas que no tienen estos activos. Por lo tanto, el impacto evaluado no sería el acceso a Internet sino el acceso a Internet más el tener una computadora de uso educativo.

La segunda pregunta es cuándo medir el impacto. Se ha optado por evaluar el impacto a partir de la ECE del año siguiente al acceso al servicio de Internet. Por ejemplo, si la escuela accedió al servicio en el 2008, podemos evaluar su impacto en el 2009, 2010 y 2011, diferenciado respecto a la variable resultado del año 2007, y así tener una suerte de aproximación al “tamaño de la dosis” del tratamiento que también puede entenderse como la apropiación de los docentes y un mejor uso del acceso a la Internet. Debido al tamaño de la muestra, no se excluyen aquellas escuelas que accedieron al servicio de Internet en el año en el que evaluamos el impacto; es decir, en el caso de evaluar los efectos en las escuelas que accedieron a Internet en el 2008 (grupo I) y su impacto en el resultado de desempeño educativo del 2009, no se excluye del análisis al grupo II (aquellos que accedieron al servicio en el 2009). Entonces, se asume que el acceso a internet no tiene impactos en el mismo año de acceso al servicio, lo cual es un supuesto válido considerando que la exposición al tratamiento sería mínima. La comparación se hace con respecto a los grupos II+III+IV+V.

De esta manera, tenemos dos opciones de evaluación: efectos dinámicos del impacto y efecto al año siguiente. Los años y los distintos grupos

utilizados para evaluar el impacto del acceso a Internet en el año t se resumen en la Tabla 3.

Tabla3. Esquemas de evaluación

I-Efectos dinámicos			
Grupo	Resultado de desempeño $t+k$ respecto al año $t-1$		
<i>I vs IV+V</i>	2009	2010	2011
<i>II vs IV+V</i>		2010	2011
II-Efectos a 1 año del acceso			
Grupo	Resultado $t+1$ respecto a $t-1$		
<i>I vs II+III+I</i>			
<i>V+V</i>		2009	
<i>II vs III+IV+V</i>		2010	
<i>III vs IV+V</i>		2011	

Elaboración propia.

Por otro lado, la ventaja de este esquema de análisis es que ayuda a robustecer los resultados ante un posible sesgo por la endogeneidad en el acceso a Internet. Aquellas escuelas que accedieron primero al servicio de Internet probablemente tienen una mejor dotación de infraestructura inicial, tanto en el colegio como a nivel distrital, frente a aquellas escuelas que no accedieron al servicio o que lo hicieron después. Del mismo modo, los criterios de exclusión permiten minimizar este posible sesgo.

7. IDENTIFICACIÓN DEL IMPACTO DEL ACCESO A INTERNET DE BANDA ANCHA

Antes de plantear la estrategia de identificación del impacto del acceso a Internet de banda ancha, se revisará la base de datos disponible para este propósito y una exposición de sus limitaciones. Finalmente, se desarrolla la estrategia de identificación de acuerdo con la base de datos elegida.

Base de datos utilizada para el análisis de banda ancha:

La base de datos es la de la DIGETE-Programa Huascarán la cual cubre los años 2003-2012. Presenta información por tipo de acceso para las escuelas que fueron beneficiadas por el programa, las cuales son un grupo muy particular dentro del total de escuelas. Los criterios para que una escuela sea elegible fueron sistematizados a partir del anexo 1 y se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4. Criterios para determinar a las instituciones educativas que pueden participar en el Programa Huascarán

1 Gestión pública, zona rural o urbano marginal.

2 Contar con cerco periférico y energía eléctrica (infraestructura adecuada).

3 Ambiente disponible y seguro (¿parecido al punto 2?).

4 Distritos no atendidos a la fecha (de preferencia) salvo Lima Metropolitana y Callao.

5 Ordenar de según número de estudiantes de mayor a menor.

Fuente: Sitio web del MINEDU

La base de datos identifica el tipo de tecnología de acceso a Internet, de tal manera que es posible definir aquellas escuelas con acceso Internet a través de un tipo de tecnología de alta velocidad. Así, definimos a las escuelas con acceso a Internet de banda ancha como aquellas que tienen el tipo de tecnología ADSL y VPN. Debido a que los datos de resultados de desempeño educativo son del período 2007-2011, solo podemos evaluar con la metodología DD y DD-PSM propuesta, a aquellas escuelas que accedieron al servicio entre los años 2008 y 2010.¹⁴ En la Tabla 5 se resume el número de observaciones por tipo de tecnología de acceso a Internet para los años de evaluación.

Tabla 5. Flujo de acceso a Internet por tipo de tecnología, 2008-2010

Tipo de acceso	<u>Año</u>		2010	Total
	2008	2009		
IP ADSL	0	0	42	42
IP VPN	0	0	16	16
VSAT	74	218	0	292
<u>Total</u>	74	218	58	350

Fuente: DIGETE-Programa Huascarán

Esta sería la base de datos más confiable para identificar a los beneficiarios del acceso a Internet de banda ancha. Sin embargo, solo tenemos 58 escuelas que accedieron al servicio en el año 2010.

Identificación

Debido a que solo contamos con escuelas que accedieron al servicio de Internet de banda ancha en el 2010, únicamente se pueden estimar los

¹⁴ Es posible hacer el análisis a nivel de corte, pero debido a que no se controlaría por características no observables entre las escuelas, esto aumentaría el potencial sesgo del estimador de impacto.

impactos en el desempeño educativo para los resultados del año 2011. Para definir el grupo de escuelas contrafactual, se utilizaron como base los criterios de la Tabla 4, resumidos la Tabla 6, incluyendo algunos criterios para homogeneizar las características de los contrafactuales frente a los tratados. Como resultado, obtenemos una muestra de 1871 escuelas. Asimismo, luego de juntar la base de la Digete con el panel de la ECE 2009-2011, nos quedamos con un total de 41 escuelas de tratamiento en vez de las 58 que accedieron al servicio según la Digete.

Tabla 6. Criterios de exclusión para la identificación del grupo contrafactual

Se excluyen aquellas escuelas que:	
1	No son de gestión pública.
2	No tienen energía eléctrica.
3	Pertenecen a un distrito atendido por el Programa Huascarán entre los años 2003 y 2009.
4	Cuentan con acceso a internet entre los años 2007 y 2010.
5	Son escuelas polidocentes.
6	El % de población rural en el 2007 es mayor al máximo % de población rural del grupo de tratamiento.
Fuente: DIGETE-Programa Huascarán, CE (2007-2011), ECE (2007-2011) Censo de Población y Vivienda (2007).	

8. RESULTADOS

8.1 Acceso a Internet

Se trató de trabajar con la misma especificación en todas las regresiones, y solo se cambió el año de las variables de la institución educativa según el año de acceso al servicio de Internet. De este modo, se controla por las variables en el año base previo al acceso al servicio ($t-1$) y por cambios en algunas variables entre el año base y el año de acceso ($t-1$ vs t) y el año de evaluación ($t-1$ vs $t+k$). No obstante, no siempre fue posible utilizar la misma especificación, debido a que no se satisfacía la condición de balanceo del PSM. Entonces, se buscó omitir de estas regresiones el menor número de variables para mantener la mayor consistencia y robustez entre los distintos estimadores calculados y entre ambas muestras trabajadas.

Además, como un paso intermedio entre el método de DD y DD-PSM, se colocan las estimaciones de DD con controles lineales mediante una regresión de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), utilizando las mismas especificaciones que los modelos de regresión logística.

Debido al tamaño de la muestra, el emparejamiento se realizó con reemplazo y permitiendo el uso de varias observaciones en caso de tener un mismo pscore. Se utilizaron tres métodos de emparejamiento:¹⁵ One to One, Radius y Kernel. El primero es un caso particular del emparejamiento por el(los) vecino(s) más cercano(s) (nearest neighbor), donde solo se elige la escuela del grupo de no tratamiento que tiene el pscore más cercano a cada escuela del grupo de tratamiento. El emparejamiento por el método de Radius lo hace con respecto a todas las observaciones dentro del área

¹⁵ Los algoritmos utilizados se detallan en el anexo 8.

de un caliper o radio de tolerancia. A diferencia del emparejamiento One to One, compara con respecto a todas las observaciones en una vecindad cercana. Finalmente, el estimador de Kernel construye una escuela contrafactual ponderando por los pscore estimados en el modelo de regresión logística. Una ventaja del estimador de Kernel es una menor varianza por un mayor uso de información, pero es posible utilizar malos emparejamientos, lo cual afecta los resultados a pesar de que se pondera por el pscore estimado. El caso contrario lo presenta el estimador One to One, que incrementa la precisión del emparejamiento al utilizar solo al vecino más cercano pero incrementa la varianza por el uso de menos observaciones. El emparejamiento por Radius sería un caso intermedio en el que el caliper permite evitar emparejar por observaciones que sean la más cercana pero con un pscore lejano y, además, aprovechar toda la información disponible dentro de una vecindad. Las observaciones dentro de la vecindad son ponderadas según su pscore (Caliendo y Kopeinig 2005).

Asimismo, se presentan, en los anexos 2 al 5, estadísticas descriptivas de las principales variables utilizadas en el emparejamiento, tanto a nivel distrital como a nivel de institución educativa. Uno de los factores que más resalta es que el promedio de la altitud de la capital distrital del distrito donde está localizada la institución es menor en aquellas instituciones con acceso a Internet que aquellas sin acceso. Esto sugiere una posible tendencia a brindar el servicio en las zonas más accesibles o geográficamente mejor conectadas. Igualmente, el grupo de no tratamiento IV+V comprende un alto porcentaje de escuelas públicas, mientras que los grupos de tratamiento I, II y III son en su mayoría escuelas privadas y polidocentes. A pesar de esto, los rangos de las

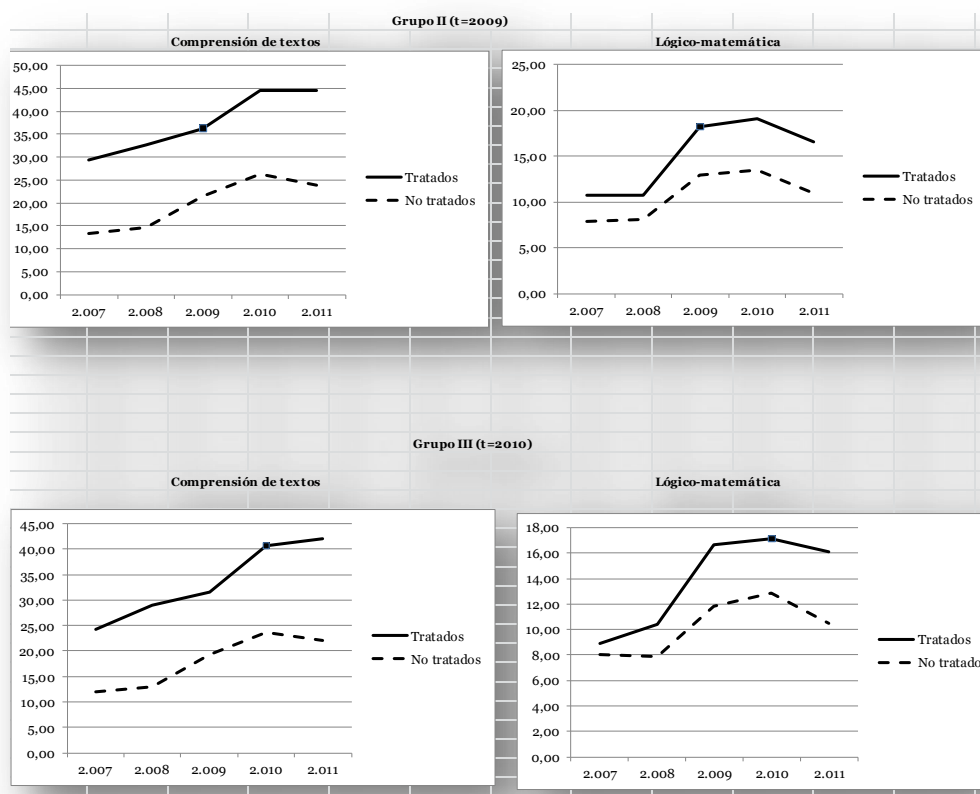
variables coinciden en una mayor parte, lo cual favorece la aplicación del método de emparejamiento.

A continuación se evalúa el supuesto de tendencias paralelas. Debido a que no hay una prueba para este supuesto en el caso de evaluaciones no experimentales, en la Ilustración 5 se muestra instrumental gráfico para analizar si hay alguna posibilidad para sospechar que el supuesto no se está cumpliendo.¹⁶ Para esto, se grafica la variable resultado “porcentaje de alumnos en el nivel 2 de desempeño educativo” para evaluar si hay un cambio de tendencia en alguno de los grupos de análisis antes del acceso al servicio. Debido a que se necesitan por lo menos 2 puntos antes del acceso a Internet, se utiliza la variable resultado del grupo II y III en comparación con el grupo de control IV+V. Los gráficos parecen indicar que ambas curvas se mueven paralelamente antes del tratamiento. Entonces, se puede asumir el supuesto de tendencias paralelas. Asimismo, un hecho que se desprende de la Ilustración 5 y la Ilustración 3 (Sección 3) es el rápido crecimiento en el porcentaje de alumnos en el nivel 2 de desempeño académico, tanto para los grupos de tratamiento como de control, particularmente entre los años 2008 y 2010, en el caso de los resultados de comprensión de textos, y entre los años 2008 y 2009 para lógico-matemática. Una posible causa está en los efectos acumulados de varios esfuerzos del Minedu para mejorar el desempeño educativo de los estudiantes, como el PELA, cuya intervención está basada en herramientas tradicionales como materiales educativos, formación y acompañamiento docente, entre otros.¹⁷

¹⁶ En evaluaciones del tipo *Randomized Controlled Trial (RCT)*, este supuesto se prueba mediante la asignación de tratamientos del tipo placebo, lo cual nos daría una prueba indirecta del supuesto de tendencias paralelas.

¹⁷ “El PELA se viene implementado desde el año 2008 en el nivel primario y a partir del 2009 en los niveles de inicial y primaria en las regiones de Ayacucho, Apurímac, Huancavelica, Huánuco, Lima Provincias, Lima Metropolitana y Callao y en las zonas VRAE de Junín y Cusco” (fuente: sitio web del

Ilustración 5. Supuesto de tendencias paralelas. Método de diferencias en diferencias (% de alumnos en el nivel 2)



Como se mencionó en la presentación de la estrategia econométrica, el modelo de MCO permite explicar la variable endógena de interés a través de la variable de impacto y otras variables explicativas. Los resultados del modelo MCO se presentan en el Anexo 7 y 8. Utilizando este método de estimación se encuentra efectos diferenciados de las variables de control según el grupo de tratamiento y control utilizado. Las variables que explican con mayor significancia estadística un efecto negativo en el

PELA: <<http://ebr.minedu.gob.pe/dep/peladep.html>>. A partir del año 2012 la prioridad son escuelas públicas multigrado (para primaria) y multi-edad (para inicial) en la mayoría de las regiones.

rendimiento educativo son del tipo socioeconómicas, como la brecha de pobreza en el distrito, el porcentaje de personas con acceso a servicios públicos (agua, desagüe y alumbrado) y la tasa de crecimiento poblacional intercensal. La desigualdad en ingresos medida por el coeficiente Gini tiene efectos ambiguos (negativos, nulos y positivos) según el grupo de comparación. Esto sugiere que la estrategia econométrica de Diferencias en Diferencias con controles lineales podría no ser adecuada para identificar los impactos del acceso a internet en el rendimiento educativo.

En el Anexo 9 se presentan los resultados de las regresiones de probabilidad logística para estimar la propensión a pertenecer al grupo de tratamiento de las escuelas evaluadas. Este método econométrico cambia la forma de interpretación de las variables de control. Se encuentra que las aquellas con acceso a servicios públicos como agua y desagüe, así como un mayor número de computadoras, tienen mayor probabilidad de tener acceso a la Internet. Del mismo modo, las escuelas públicas tienen una probabilidad negativa de acceder al servicio. Asimismo, la brecha de pobreza y la baja conectividad de servicios de telecomunicaciones en el distrito en que están localizadas tienen un efecto negativo en la probabilidad de tener acceso a la Internet.

La Tabla 6 presenta los resultados de estimadores ATT de efectos dinámicos y a un año del acceso a Internet. Se comparan los tres métodos de estimación: DD, DD con controles lineales y DD-PSM. Los coeficientes estimados se interpretan como el mayor porcentaje de estudiantes en el nivel 2 de desempeño educativo descontando la tendencia en la que hubiera aumentado este porcentaje en el caso de que no hubieran accedido al servicio de Internet.

Efectos dinámicos

De acuerdo con los resultados del panel 2007-2011, el efecto acumulativo es predominantemente positivo, aunque la significancia estadística depende de si se controla por variables observables o no, del año evaluado y del método de estimación. Sin controlar por variables observables, los impactos son positivos y significativos en el rendimiento de Comprensión de Textos para los años 2010 y 2011 para aquellas escuelas que accedieron al servicio en el año 2008 (Grupo I) y en el año 2011 para las que accedieron en el año 2009 (Grupo II).

Observando solo los estimadores sin variables observables de control, se sugiere que los efectos acumulativos son mayores en aquellas escuelas que accedieron en el 2008 al servicio de la Internet. Sin embargo, al controlar por variables observables, los efectos sin controles se diluyen y solo en el año 2011 se encuentran efectos estadísticamente significativos. En el caso del primer grupo de tratamiento, la especificación lineal por MCO para el año 2011 estima un impacto positivo y significativo a un nivel de confianza mayor al 95%, mientras que en el resto de casos el nivel de confianza es incluso menor al valor referencial de 85%. Con respecto al Grupo II de tratamiento, los impactos son mayoritariamente nulos, salvo el estimador DDPSM Kernel del año 2011 el cual tiene un impacto positivo con un nivel de significancia mayor al 15%, es decir, de bajo nivel de confianza estadística. Se observa un patrón similar en el rendimiento de Lógico Matemático el cual solo es significativo al 10% de significancia si no se controla por variables observables.

Si solo se consideran los coeficientes estimados con variables de control, se encuentra un rango positivo de impacto para los años de evaluación 2011. Para el Grupo I, el impacto en el porcentaje de estudiantes que

alcanza un nivel satisfactorio de conocimientos en comprensión de textos está entre 0 y 5,8% y en lógico-matemática entre 0 y 3,7%. El Grupo II presenta un impacto positivo en comprensión de textos en el rango de 0 y 4,9%. Entonces, de acuerdo a los resultados de estimados de efectos dinámicos, se sugiere que en el año 2011 hay un “efecto año” en el porcentaje de estudiantes que alcanza el nivel satisfactorio de conocimiento a favor de las escuelas que accedieron al servicio de internet.

Efectos a un año

A diferencia del estimador de efectos acumulativos, el estimador de efectos a un año permite comparar contra un mayor grupo de escuelas de no tratamiento, incluidas aquellas que tendrán Internet al año siguiente. Así, tenemos escuelas de control más parecidas a las tratadas, lo cual reduciría la desviación estándar de los coeficientes estimados.

El impacto del acceso a Internet es positivo y significativo en lógico-matemática para aquellas escuelas que accedieron al servicio en el 2008 (Grupo I), con y sin variables de control, aunque dependiendo del método de estimación. Para el año 2011, estos efectos son positivos y significativos solo para los estimadores DDPSM Radius y Kernel pero más débiles que en el año 2008. Con respecto al rendimiento en comprensión de textos, el impacto es positivo y significativo para aquellas escuelas que accedieron a Internet en el año 2010. Estos resultados se mantienen robustos al incluir variables de control, independientemente del método de estimación. Así, en el año 2011 se encuentra un aumento entre 5,2 y 6,9% en el porcentaje de estudiantes que alcanzaron el nivel satisfactorio de rendimiento en comprensión de textos. En el caso de lógico matemática, se encuentra un efecto entre 0 y 2,9%.

Estos resultados sugieren que hay efectos mayores en comprensión de textos que en lógico matemática y que estos se concentran en el año 2011, confirmando la hipótesis del efecto año sugerida sobre la base de los estimadores de efectos dinámicos.

Tabla 7 Resultados: Efectos del acceso a Internet-Perú, 2007-2011

Efectos dinámicos											
Comprensión de textos						Lógico-matemática					
	DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM				DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM		
			One to one	Radius	Kernel				One to one	Radius	Kernel
Grupo I vs IV+V: Acceso a Internet en t=2008 evaluado en t-1 vs t+1, t+2 y t+3											
b ₂₀₀₉₋₀₇	1,873 (2,012)	1,654 (2,725)	0,816 (4,283)	1,274 (3,525)	1,296 (3,357)	b ₂₀₀₉₋₀₇	8,305*** (2,069)	2,635 (2,749)	4,682 (3,898)	0,520 (3,711)	2,094 (3,059)
N ₂₀₀₉₋₀₇	1.203	826	826	826	826	N ₂₀₀₉₋₀₇	1.211	932	832	832	832
b ₂₀₁₀₋₀₇	6,467*** (2,012)	2,914 (2,619)	3,083 (4,307)	3,897 (3,706)	3,996 (3,549)	b ₂₀₁₀₋₀₇	9,429*** (2,106)	2,385 (2,759)	-0,217 (3,621)	0,003 (3,369)	2,888 (2,780)
N ₂₀₁₀₋₀₇	1.169	804	804	804	804	N ₂₀₁₀₋₀₇	1.183	917	817	817	817
b ₂₀₁₁₋₀₇	9,815*** (1,948)	5,888** (2,545)	0,781 (4,141)	5,187 (3,691)	4,657 (3,528)	b ₂₀₁₁₋₀₇	9,326*** (2,013)	3,765+ (2,577)	-0,900 (3,505)	0,512 (3,257)	2,458 (3,132)
N ₂₀₁₁₋₀₇	1.208	840	840	840	840	N ₂₀₁₁₋₀₇	1.219	847	847	847	847
Grupo II vs IV+V: Acceso a Internet en t=2009 evaluado en t-1 vs t+1 y t+2											
b ₂₀₁₀₋₀₈	2,797 (2,071)	-0,413 (2,397)	-2,028 (3,854)	-0,324 (3,055)	1,730 (2,612)	b ₂₀₁₀₋₀₈	2,729 (2,000)	-0,546 (2,432)	0,497 (3,680)	-0,768 (2,799)	1,149 (2,468)
N ₂₀₁₀₋₀₈	1,619	1,063	1,063	1,063	1,063	N ₂₀₁₀₋₀₈	1,620	1,064	1,064	1,064	1,064
b ₂₀₁₁₋₀₈	4,909** (1,932)	1,953 (2,320)	5,168 (4,313)	3,770 (2,789)	4,872+ (3,109)	b ₂₀₁₁₋₀₈	3,824** (1,854)	0,692 (2,292)	2,783 (3,462)	2,151 (2,478)	2,250 (2,647)
N ₂₀₁₁₋₀₈	1.630	1.079	1.063	1.079	1.079	N ₂₀₁₁₋₀₈	1.630	1079	1.079	1.079	1.079
Efectos a 1 año											
Comprensión de textos						Lógico-matemática					
	DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM				DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM		
			One to one	Radius	Kernel				One to one	Radius	Kernel
Grupo I vs II+III+IV+V: Acceso a Internet en t=2008 evaluado en t-1 vs t+1											
b ₂₀₀₉₋₀₇	2,833+ (1,941)	2,822 (2,488)	3,664 (3,754)	2,795 (3,169)	4,448+ (2,864)	b ₂₀₀₉₋₀₇	8,270*** (1,966)	3,891+ (2,478)	4,082 (3,499)	2,877 (2,825)	5,610** (2,689)
N ₂₀₀₉₋₀₇	1.645	1.098	1.098	1.098	1.098	N ₂₀₀₉₋₀₇	1.655	1.104	1.104	1.104	1.104
Grupo II vs III+IV+V: Acceso a Internet en t=2009 evaluado en t-1 vs t+1											
b ₂₀₁₀₋₀₈	3,040 (2,113)	0,636 (2,380)	1,118 (3,295)	2,360 (2,587)	2,622 (2,164)	b ₂₀₁₀₋₀₈	2,799 (2,028)	-0,096 (2,306)	0,408 (3,091)	-0,044 (2,250)	1,638 (2,009)
N ₂₀₁₀₋₀₈	1.909	1.219	1.219	1.219	1.219	N ₂₀₁₀₋₀₈	1.909	1.220	1.220	1.220	1.220
Grupo III vs IV+V: Acceso a Internet en t=2010 evaluado en t-1 vs t+1											
b ₂₀₁₁₋₀₉	7,346*** (1,366)	5,271*** (1,755)	5,645** (2,617)	6,879*** (1,888)	6,237*** (1,822)	b ₂₀₁₁₋₀₉	0,137 (1,190)	2,092 (1,523)	3,672 (2,691)	2,890+ (1,794)	2,697* (1,618)
N ₂₀₁₁₋₀₉	2.826	1.588	1.588	1.588	1.588	N ₂₀₁₁₋₀₉	2.827	1.588	1.588	1.588	1.588

Nivel de significancia: ***: 0,01%, **:0,05%, *:0,1%, +:0,15.

Errores estándar en paréntesis.

Elaboración propia.

8.2 Acceso a Internet de banda ancha

Al igual que los resultados anteriores, las estimaciones de los modelos de regresión logística pueden ser consultadas en el anexo 10. Se tuvo el mismo cuidado de mantener una misma especificación para ambos modelos estimados. Sin embargo, en algunas variables que tuvieron que ser omitidas por colinealidad.

Los cuadros presentados en los anexos 4 y 6 presentan estadísticas descriptivas en el nivel distrital y de la institución educativa, respectivamente. A diferencia de los grupos en la identificación del impacto de acceso a Internet, los promedios son más similares. Incluso, la variable altitud es parecida en promedio, aunque la desviación estándar es de más de 1.000 metros. Los rangos comunes de las variables entre grupos de control y tratamiento benefician la aplicación del PSM.

Se plantean dos modelos de evaluación para explotar al máximo las pocas observaciones disponibles para la evaluación del acceso a Internet de banda ancha en el desempeño educativo. El modelo 1 considera a todas las instituciones educativas que accedieron a Internet de alta velocidad en el año 2010. Sin embargo, varias de estas instituciones ya tenían Internet antes de acceder a uno de mayor velocidad, por lo que el efecto estimado estaría sesgado. Entonces, en el segundo modelo se excluyó a aquellas instituciones educativas que en el 2009 y/o en el 2008 tenían acceso a Internet. Los resultados de ambos modelos se presentan en el cuadro 9.

El impacto es positivo únicamente en comprensión de textos en el modelo 2 para el estimador DD sin variables de control. Al controlar por características observables, todos los estimadores son estadísticamente nulos al 10% de significancia, aunque el estimador por el método de Radius

tiene un nivel de confianza de 85%. A pesar de que el impacto sea estadísticamente nulo, es resaltante que el signo del estimador ATT tiende a ser negativo en el desempeño de lógico-matemática y positivo en comprensión de textos para ambos modelos.

Tabla 8. Resultados: Acceso a Internet de banda ancha-Perú

Modelo 1					
Acceso a banda ancha en el 2010					
Efectos a 1 año					
Comprensión de textos					
	DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM		
			One to one	Radius	Kernel
b ₂₀₁₁₋₀₉	3,740 (3,029)	0.178 (3.467)	1,913 (4,143)	0,656 (3,190)	1,665 (3,137)
N ₂₀₁₁₋₀₉	1.788	1.276	1.270	1.270	1.270
Lógico-matemática					
	DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM		
			One to one	Radius	Kernel
b ₂₀₁₁₋₀₉	-1,896 (2,636)	-2.135 (3.052)	-0,620 (3,753)	-1,874 (2,126)	-1,481 (1,910)
N ₂₀₁₁₋₀₉	1.789	1.276	1.270	1.270	1.270
Modelo 2					
Acceso a banda ancha en el 2010 dado que no se tenía acceso a Internet en el 2009					
Efectos a 1 año					
Comprensión de textos					
	DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM		
			One to one	Radius	Kernel
b ₂₀₁₁₋₀₉	6,902* (4,028)	6.866 (4.842)	7,147 (6,020)	6,650+ (4,106)	1,665 (3,137)
N ₂₀₁₁₋₀₉	1.770	1.261	1.255	1.255	1.270
Lógico-matemática					
	DD sin controles	DD con controles lineales	DD con controles PSM		
			One to one	Radius	Kernel
b ₂₀₁₁₋₀₉	-1,791 (3,511)	-2.756 (4.274)	-1,473 (5,744)	-3,309 (2,389)	-2,306 (2,098)
N ₂₀₁₁₋₀₉	1.771	1.261	1.255	1.255	1.255

Nivel de significancia: ***: 0,01 %, **:0,05%, *:0,1 %, +:0,15.

Errores estándar en paréntesis.

Elaboración propia.

CONCLUSIÓN

En esta investigación se propuso identificar el efecto causal del acceso a Internet y el acceso a Internet de banda ancha en el desempeño educativo. Para esto, se diseñó una estrategia de identificación para múltiples efectos, tomando en consideración que aquellas escuelas que accedieron primero al servicio podrían tener características no observables vinculadas a otros factores que sesgarían los resultados. Se propuso el uso de tres métodos de emparejamiento para robustecer los resultados.

Con respecto a la identificación del impacto de acceso a Internet de banda ancha, se presentó una descripción de las bases de datos disponibles que podrían servir para futuras investigaciones. Se optó por utilizar la base de datos que permitía una identificación más clara del efecto causal a pesar de contar con un número reducido de observaciones en el grupo de tratamiento. Una ventaja fue contar con un gran número de posibles contrafactuales.

El impacto en el desempeño educativo del acceso a Internet no es claro. Se encuentran efectos diferenciados entre comprensión de textos y lógico-matemática y entre años. Los efectos más fuertes parecen estar presentes en comprensión de textos antes que en lógico-matemática y concentrados en el año 2011. Se presenta una síntesis de estos resultados en la Tabla 9.

Con respecto a los efectos acumulativos, se encuentra un incremento en el porcentaje de estudiantes en el nivel 2 de desempeño educativo de hasta 5,8% en comprensión de textos y 3,7% en lógico matemática para el periodo 2007-11. Para los años anteriores, no hay efectos estadísticamente diferentes de cero. Se encuentran efectos positivos y significativos a un

año del acceso a la Internet en lógico-matemática, entre 0 y 5,6% en el año 2009 y entre 0 y 2,9% en el año 2011. Con respecto a comprensión de textos, el impacto se encuentra entre 0 y 4,5% en el año 2009 y 5,2 y 6,9% en el año 2011.

Asimismo, el impacto del acceso a Internet de banda ancha es estadísticamente nulo en el desempeño educativo, salvo el valor referencial de 6,6% en el estimador DDPSM por el método Radius en el Modelo 2, con un nivel de confianza de 85%. Estos resultados pueden ser consecuencia de la deficiencia en la capacitación de los profesores o de una reducción en el rol del docente debido a las expectativas sobre el papel de la tecnología en la enseñanza (Villanueva-Mansilla y Olivera, 2012). Del mismo modo, la escasez de programas de aprendizaje asistido puede estar provocando estos efectos nulos (Lee, L. & O'Rourke, M., 2006).

Un punto pendiente es estudiar los efectos en los niveles de desempeño educativo menores que el nivel 1, debido a que es posible que los resultados en el nivel 2 sean en su mayoría nulos, pero puede existir un efecto positivo en un mayor porcentaje de estudiantes de menor rendimiento que logran llegar al nivel 1. Asimismo, se recomienda profundizar en esta problemática mediante la evaluación de habilidades cognitivas generales en las cuales el acceso a la Internet si puede estar teniendo impactos positivos (Cristiá, J., S. Cueto, P. Ibarrarán, A. Santiago y E. Severin, 2011 y Jonhson, 2006).

Tabla 9. Resumen de los resultados. Acceso a Internet-Perú. Rango de impactos 1/

Efectos Dinámicos		
Impacto	Comprensión de textos	Lógico-Matemática
b ₂₀₀₉₋₀₇	0	0
b ₂₀₁₀₋₀₇	0	0
b ₂₀₁₁₋₀₇	0 - 5,8%** (MCO)	0 - 3,7%+ (MCO)
b ₂₀₁₀₋₀₈	0	0
b ₂₀₁₁₋₀₈	0-4,9%+ (Kernel)	0
Efectos a 1 año		
Impacto	Comprensión de textos	Lógico-Matemática
b ₂₀₀₉₋₀₇	0-4,5%+ (Kernel)	0-3,8%+ (MCO) y 5,6%** (Kernel)
b ₂₀₁₀₋₀₈	0	0
b ₂₀₁₁₋₀₉	5,2%*** (MCO)-6,9%*** (Radius)	0-2,7%* (Kernel) y 2,9%+ (Radius)
Nivel de significancia: ***: 0,01%, **:0,05%, *:0,1%, +:0,15.		
Método de estimación en paréntesis.		

BIBLIOGRAFÍA

Aker, J., C. Ksolly y T. Lybbert (2012). "Can Mobile Phones Improve Learning? Evidence from a Field Experiment in Niger". *American Economic Journal: Applied Economics*, 4 (4), pp. 94-120.

Banco Mundial (2011). *Strategy Sector Information & Communication Technologies Approach Paper*. Disponible en <http://siteresources.worldbank.org/INTICTSTRATEGY/Resources/2010-12-27_ICT_Sector_Strategy_Approach_Paper_EN.pdf>. Revisado el 24/06/2013.

Banerjee, A. y E. Duflo (2011). *Poor Economics: A Radical Rethinking of the Way to Fight Global Poverty*. Nueva York: Public Affairs.

Barrow, L., L. Markhan y C. Rose (2009). "Technology's Edge: The Educational Benefits of Computer-Aided Instruction". *American Economic Journal: Economic Policy*, vol. 1 (1), pp. 52-74.

Barrow, L., L. Richburg, C. Rouse y T. Brock (2009). *Paying for Performance: The Education Impacts of a Community College Scholarship Program for Low-income Adults*. Documento de trabajo 13. Federal Reserve Bank of Chicago. Disponible en <http://www.chicagofed.org/digital_assets/publications/working_papers/2009/wp2009_13.pdf>. Revisado el 24/06/2013.

Blundell, R. y M. Costa Dias (2000). "Evaluation Methods for Non-experimental Data". *Fiscal Studies*, 21(4), pp. 427-468.

Caliendo, M. y S. Kopeinig (2005). *Some practical guidance for the implementation of propensity score matching*. IZA Discussion Paper 1588.

Bonn. Disponible en <<http://ftp.iza.org/dp1588.pdf>>. Revisado el 24/06/2013.

Chandra, V. y M. Loyd (2008). "The Methodological Nettle: ICT & Student Achievement". *British Journal of Educational Technology* 38 (6), pp. 1087-1098.

Chong, A. (2011). *Conexiones del desarrollo: Impacto de las nuevas tecnologías de la información*. Serie Desarrollo en las Américas (DIA). Washington, D. C.: Banco Interamericano de Desarrollo.

Claro, M. (2010). *Impacto de las TIC en los aprendizajes de los estudiantes. Estado del arte*. Documento de Proyecto. CEPAL.

Cristiá, J., A. Czerwonkoy y P. Garofalo (2010). *Does ICT Increase Years of Education? Evidence from Peru*. Washington, D. C.: Office of Evaluation & Oversight, Banco Interamericano de Desarrollo.

Cristiá, J., S. Cueto, P. Ibarrarán, A. Santiago y E. Severin (2011). *Technology & Child Development: Evidence from the One Laptop per Child Program*. Banco Interamericano de Desarrollo.

Duflo, E., R. Glennerster y M. Kremer (2008). "Using Randomization in Development Economics Research: A Toolkit". *Handbook of Development Economics*. Elsevier.

Glewwe, P., M. Kremer, S. Moulin y E. Zitzewitz (2004). "Retrospective vs. Prospective Analyses of School Inputs: The Case of Flip Charts in Kenya". *Journal of Development Economics* 74 (1), pp. 251-268. Disponible en <<http://www.poverty-action.org/sites/default/files/Retrospective%20vs%20Prospective%20School%20Inputs.pdf>>. Revisado el 12/10/2012.

Goolsbee, A. y J. Guryan (2006). "The Impact of Internet Subsidies in Public Schools". *The Review of Economics and Statistics*, 88 (2), pp. 336-347.

Hanushek, E. A. y V. Lavy (1993). *Dropping Out of School: Further Evidence on the Role of School Quality in Developing Countries*. RCER Working Papers 345, University of Rochester-Center for Economic Research.

Heckman, J., H. Ichimura y P. Todd (1997). "Matching as an Econometric Evaluation Estimator". *Review of Economic Studies* 64, pp. 605-654.

Johnson, G. M. (2006). "Internet use and cognitive development: A theoretical framework". *E-Learning*, 4, 565-573.

Jackson, L., von Eye, A., Biocca, F., Barbatsis, G., Zhao, Y. & Fitzgerald, H. (2006). "Does Home Internet Use Influence the Academic Performance of Low-Income Children?" *Developmental Psychology*, Vol. 42, No. 3, pp 429–435. Washington D. C., DC, Estados Unidos.

Judge, Sh., Puckett, K. y Bell, S.M. (2006). "Closing the Digital Divide: Update From the Early Childhood Longitudinal Study. *The Journal of Educational Research* 100(1), pp.55-60.

Khandker, S., G. Koolwal y H. Samad (2010). *Handbook on Impact Evaluation. Quantitative Methods & Practices*. Washington, D. C.: Banco Mundial.

Kremer, M. (2003). "Randomized Evaluations of Educational Programs in Developing Countries: Some Lessons". *American Economic Review* 93(2), pp. 102-106.

Kremer, M., E. Miguel y R. Thornton (2009). "Incentives to Learn". *The Review of Economics & Statistics* 91(3), pp. 437-456.

Lee, L. & O'Rourke, M. (2006). "Information and communication technologies: transforming views of literacies in early childhood settings". *Early Years* 26(1), p.49-62.

Leuven, E. y B. Sianesi (2003). *PSMATCH2: Stata module to perform full Mahalanobis & propensity score matching, common support graphing, & covariate imbalance testing*. Disponible en <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s432001.html>. Revisado el 26/06/2013.

Linden, L., A. Banerjee y E. Duflo (2003). *Computer-Assisted Learning: Evidence from a Randomized Experiment*. Poverty Action Lab Paper 5. Disponible en http://karlan.yale.edu/fieldexperiments/pdf/Linden%20et%20al_2003.pdf >. Revisado el 12/09/2012.

Machin, S., S. McNally y O. Silva (2006). *New Technology in Schools: Is There a Payoff?* CEE DP 55. Centre for the Economics of Education, London School of Economics.

Ministerio de Educación de España (2010). *PISA 2009. Programa para la Evaluación Internacional de los Alumnos. OCDE. Informe español*. Madrid.

Organización para la Cooperación y Desarrollo Económicos (2010). *Are the New Millennium Learners Making the Grade?: Technology Use & Educational Performance in PISA 2006*. París: OCDE.

Peltenburg, M., M. van den Heuvel y B. Doig (2009). "Mathematical Power of Special-needs pupils: An ICT-based Dynamic Assessment Format to Reveal Weak Pupils' Learning Potential". *British Journal of Educational Technology* 40 (2), pp. 273-284.

Román, M. y F. Murillo (2012). "Learning Environments with Technological Resources: a Look at their Contribution to Student Performance in Latin American Elementary Schools". *Educational Technology Research and Development* 60 (6): 1107-1128.

Rosenbaum, P. y D. Rubin (1983). "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects". *Biometrika* 70, pp. 41-55.

Spiezia, V. (2010). "Does Computer Use Increase Educational Achievements? Student-level Evidence from PISA". *OECD Journal: Economic Studies*, vol. 2010 (1), pp. 1-22.

Sprietsma, M. (2007). *Computer as Pedagogical Tools in Brazil: Pseudo-panel Analysis*. Discussion Paper 07-040. Center for European Economic Research.

Sunkel, G. (2006). *Las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) en la educación en América Latina. Una exploración de indicadores*. Serie de Políticas Sociales. Santiago de Chile: CEPAL, División de Desarrollo Social.

Toyama, K. (2010). "Can Technology End Poverty?". *Boston Review*, 36 (5), noviembre-diciembre. Disponible en <<http://bostonreview.net/forum/can-technology-end-poverty>>.

Trucano, M. (2005). *Knowledge Maps: ICT in Education*. Washington, D. C.: Infodev/Banco Mundial. Disponible en <<http://www.infodev.org/en/Publication.8.html>>. Revisado el 26/06/2013.

Unesco (2012). *ICT in Education in Latin America and the Caribbean: A Regional Analysis of ICT Integration and e-readiness*. Disponible en

<<http://www.uis.unesco.org/Communication/Documents/ict-regional-survey-lac-2012-en.pdf>>. Revisado el 28/06/2013.

Vigdor, J. y H. Ladd (2010). *Scaling the Digital Divide. Home Computer Technology & Student Achievement*. Working Paper 48. Center for Analysis of Longitudinal Data in Education Research.

Villanueva-Mansilla, E. y P. Olivera (2012). "Barreras institucionales para el desarrollo de una innovación: evaluando la implementación de las computadoras XO-1 en dos escuelas periurbanas del Perú". *Revista de Tecnologías de la Información y Desarrollo Internacional*, Edición Especial Bilingüe: Investigación sobre TIC4D en Latinoamérica, 8 (4), pp. 191-203.

Páginas web

Ministerio de Educación

Programa Huascarán. Fecha de consulta: 15 de mayo del 2013.
Disponible en
<<http://www.minedu.gob.pe/normatividad/directivas/Dir083VMGP2003.php>>.

Resultados generales 2007-2012 (MC). Fecha de consulta: 15 de junio del 2013. Disponible en <<http://umc.minedu.gob.pe/?p=1357>>.

Programa Estratégico Logros de Aprendizaje. Fecha de consulta: 15 de julio del 2013. Disponible en
<<http://ebr.minedu.gob.pe/dep/peladep.html>>.

Bases de datos

Ministerio de Educación

Censo Escolar 2007-2011.

Evaluación Censal Escolar 2007-2011.

DIGETE-Programa Huascarán.

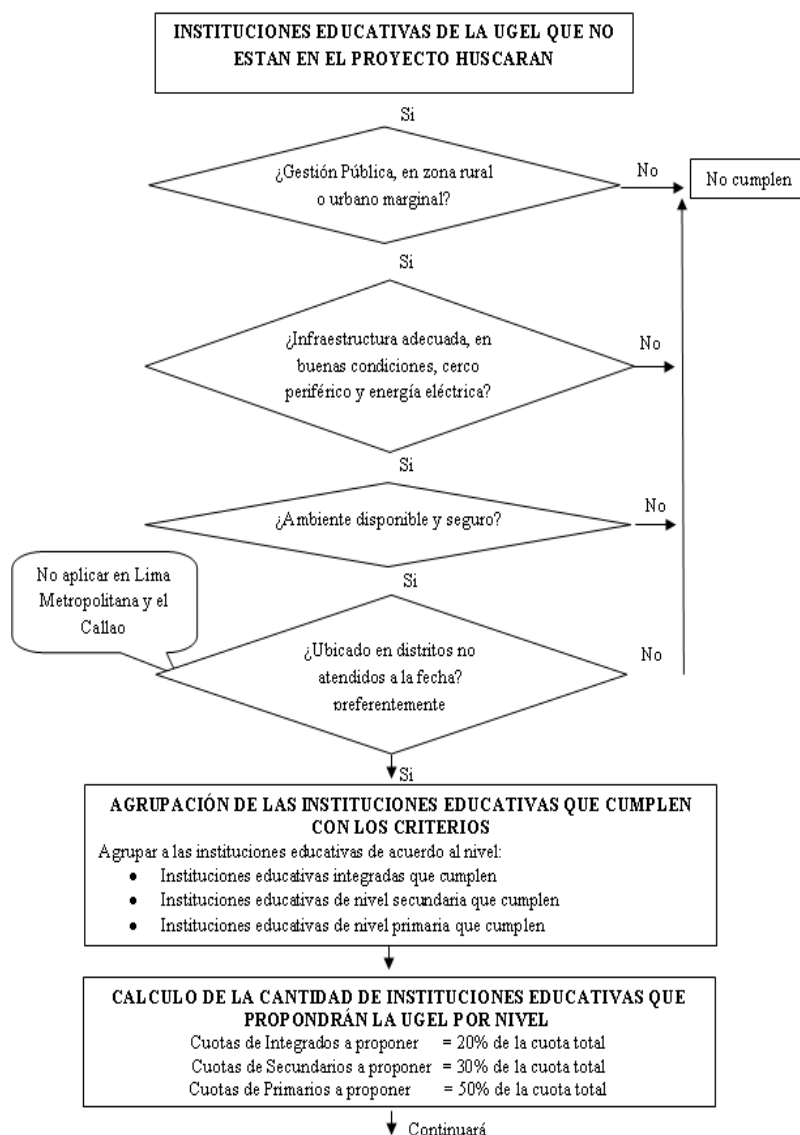
Instituto Nacional de Estadística e Informática

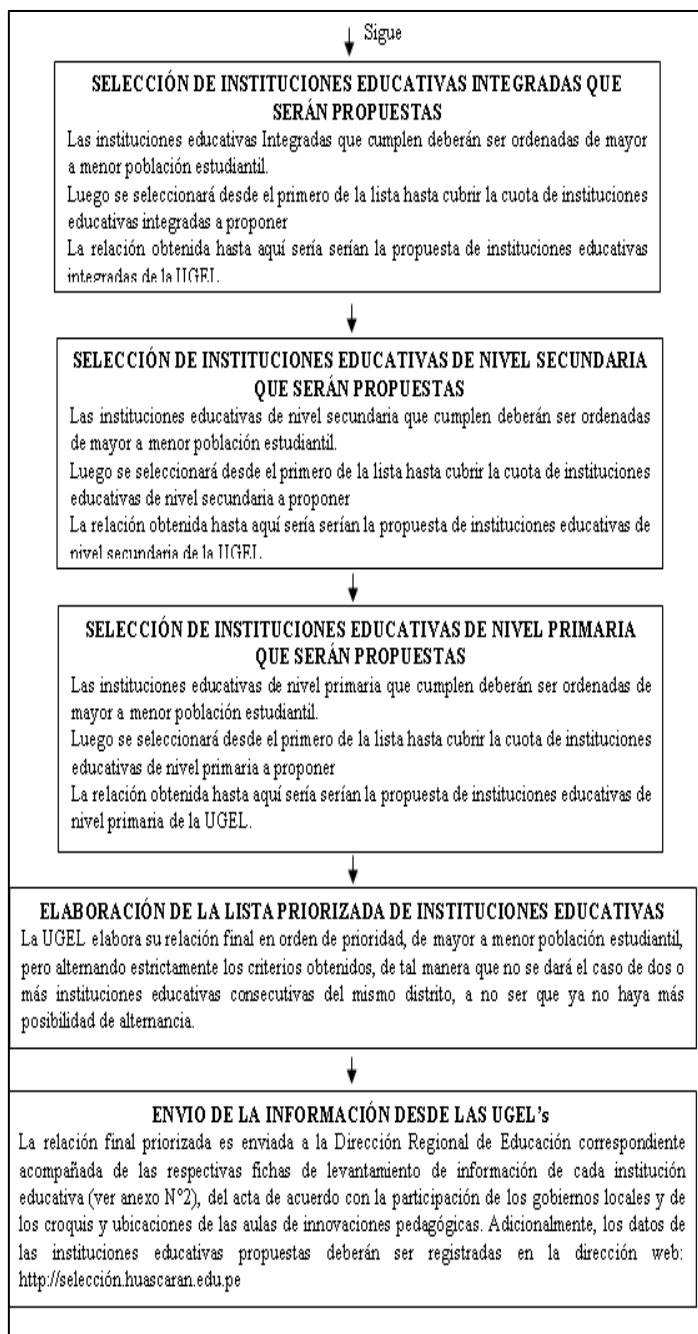
Censo Nacional de Población y Vivienda 2007 y 1993.

Mapa de Pobreza 2007.

ANEXO 1:

Criterios de priorización para la selección de instituciones educativas para el Proyecto Huascarán tal como aparece en el sitio web del MINEDU





Fuente: Sitio web del Minedu. Disponible en:
<<http://www.minedu.gob.pe/normatividad/directivas/Dir083VMGP2003.php>>. Revisado el 24/06/2013.

ANEXO 2 :

Anexo 2 Estadísticas descriptivas de las principales variables distritales utilizadas en el PSM-Acceso a internet								
Panel 2007-2011								
Variables distritales por escuela	Media	Grupo I+II+III			Media	Grupo IV+V		
		DE	Mínimo	Máximo		DE	Mínimo	Máximo
Brecha de pobreza total	5,78	4,94	0,20	40,40	22,17	12,21	0,20	71,00
Coficiente de Gini	0,30	0,03	0,21	0,41	0,29	0,04	0,19	0,43
Gasto per cápita precios de Lima Metropolitana	529,82	133,86	195,80	989,50	311,48	114,79	83,40	989,50
Proporción de la población sin agua ni desagüe de red	0,02	0,02	0,00	0,36	0,07	0,05	0,00	0,38
Proporción de la población sin alumbrado eléctrico	0,03	0,03	0,00	0,21	0,12	0,07	0,00	0,39
Proporción de la población sin servicio de información ni comunicación	0,07	0,04	0,01	0,26	0,19	0,07	0,01	0,46
Proporción de la población analfabeta	0,02	0,02	0,00	0,20	0,09	0,06	0,00	0,31
Edad promedio del distrito	29,76	2,83	22,51	40,49	26,80	3,06	18,04	42,44
Proporción de personas que viven en el área rural	0,06	0,16	0,00	0,96	0,58	0,32	0,00	0,99
Población	228.611	215.891	1.092	898.443	43.896	103.243	187	898.443
Tasa de crecimiento intercensal de la población	0,34	0,41	-0,39	2,47	0,20	0,43	-0,86	6,57
Tasa de crecimiento intercensal de la población rural	-0,29	0,45	-1,00	1,85	-0,11	0,72	-1,00	67,13
Observaciones		805				23.604		
Fuente: Censo de Población y Vivienda 2007 y 1993 y Mapa de Pobreza 2007.								
Elaboración propia								

ANEXO 3:

Estadísticas descriptivas de las principales variables de la Institución Educativa utilizadas en el PSM-Acceso a internet																
Panel 2007-2011																
Variables	Grupo I t=2008				Grupo II t=2009				Grupo III t=2010				Grupo IV+V t=2008			
	Media	DE	Mín	Máx	Media	DE	Mín	Máx	Media	DE	Mín	Máx	Media	DE	Mín	Máx
Altitud	586,35	1.003,54	10,00	4.449,00	594,90	1.073,79	9,00	3.878,00	858,70	1.183,17	7,00	5.066,00	1.969,71	1.465,09	0,00	5.448,00
Promedio de alumnos de 2 grado por aula t-1	20,76	12,23	1,00	106,00	18,17	12,07	1,00	114,00	17,73	9,34	2,00	47,00	12,91	9,78	1,00	228,00
Proporción de locales que contaban con agua Potable en el año t-1	0,82	0,39	0,00	1,00	0,95	0,23	0,00	1,00	0,94	0,24	0,00	1,00	0,41	0,49	0,00	1,00
Proporción de locales que contaban con Desagüe en el año t-1	0,90	0,30	0,00	1,00	0,95	0,21	0,00	1,00	0,99	0,12	0,00	1,00	0,47	0,50	0,00	1,00
Total de aulas en el año t-1	12,81	8,86	1,00	92,00	10,65	5,73	2,00	38,00	11,89	5,91	0,00	48,00	4,60	4,19	1,00	62,00
Total de computadoras para la enseñanza en el año t-1	7,22	9,15	0,00	53,00	6,26	7,30	0,00	35,00	5,27	7,02	0,00	45,00	0,83	3,03	0,00	154,00
Cambio en el número de computadoras entre el año t-1 y t	4,86	14,68	-34,00	92,00	3,31	9,98	-30,00	80,00	4,80	10,54	-21,00	116,00	0,00	3,10	-154,00	113,00
Proporción de computadoras para la enseñanza en t-1	0,75	0,32	0,00	1,00	0,64	0,37	0,00	1,00	0,59	0,40	0,00	1,00	0,59	0,43	0,00	1,00
Proporción de aulas en buenas condiciones en t-1	0,87	0,27	0,00	1,00	0,91	0,24	0,00	1,00	0,84	0,30	0,00	1,00	0,43	0,44	0,00	1,00
Número de ambientes Escolares en t-1	1,84	1,20	0,00	4,00	1,78	1,08	0,00	4,00	1,33	1,01	0,00	3,00	0,62	0,85	0,00	4,00
Proporción de escuelas polidocentes en t-1	0,89	0,32	0,00	1,00	0,89	0,32	0,00	1,00	0,87	0,34	0,00	1,00	0,28	0,45	0,00	1,00
Proporción de escuelas públicas en t-1	0,21	0,41	0,00	1,00	0,20	0,40	0,00	1,00	0,26	0,44	0,00	1,00	0,90	0,30	0,00	1,00
Observaciones	188				192				425				23.604			

Fuente: CE (2007-2011) y ECE (2007-2011)
Elaboración propia

ANEXO 4:

Estadísticas descriptivas de las principales variables distritales utilizadas en el PSM- Acceso a internet de banda ancha

Variables	Grupo de no tratados				Acceso a banda ancha en el 2010				tenía internet en el 2009			
	Media	DE	Mín	Máx	Media	DE	Mín	Máx	Media	DE	Mín	Máx
<i>Brecha de pobreza total</i>	14,30	10,08	0,20	49,50	9,50	7,05	1,00	34,20	9,86	7,39	1,00	34,20
<i>Coefficiente de Gini</i>	0,31	0,04	0,20	0,43	0,31	0,04	0,21	0,36	0,30	0,04	0,21	0,36
<i>Gasto per cápita precios de Lima Metropolitana</i>	396,78	124,39	158,40	989,50	454,73	107,56	206,00	686,80	447,63	117,78	206,00	686,80
<i>Proporción de la población sin agua ni desagüe de red</i>	0,04	0,05	0,00	0,36	0,03	0,04	0,00	0,19	0,03	0,05	0,00	0,19
<i>Proporción de la población sin alumbrado eléctrico</i>	0,07	0,05	0,00	0,30	0,04	0,04	0,00	0,14	0,04	0,04	0,00	0,14
<i>Proporción de la población sin servicio de información ni comunicación</i>	0,14	0,08	0,01	0,41	0,10	0,05	0,02	0,26	0,10	0,06	0,02	0,26
<i>Proporción de la población analfabeta</i>	0,06	0,04	0,00	0,31	0,04	0,03	0,00	0,17	0,04	0,04	0,00	0,17
<i>Edad promedio del distrito</i>	28,25	2,66	20,89	40,49	28,49	2,37	24,32	35,00	28,48	2,75	24,32	35,00
<i>Proporción de personas que viven en el área rural</i>	0,23	0,22	0,00	0,65	0,16	0,22	0,00	0,65	0,19	0,25	0,00	0,65
<i>Población</i>	74.591	126.528	452	898.443	114.417	160.429	2.029	898.443	100.787	176.692	2.029	898.443
<i>Tasa de crecimiento intercensal de la población</i>	0,25	0,41	-0,86	2,56	0,23	0,36	-0,27	1,41	0,19	0,29	-0,21	1,27
<i>Tasa de crecimiento intercensal de la población rural</i>	-0,18	1,13	-1,00	23,48	-0,28	0,49	-1,00	1,85	-0,17	0,57	-1,00	1,85
Observaciones	2.189				45				26			

Fuente: Censo de Población y Vivienda 2007 y 1993 y Mapa de Pobreza 2007

Elaboración propia

ANEXO 5:

Estadísticas descriptivas de las principales variables de la Institución Educativa utilizadas en el PSM-Acceso a internet de banda ancha (t=2010)

<u>Variables</u>	Grupo control				Acceso a banda ancha en 2010				Acceso a banda ancha en el 2010 dado que no tenía internet en el 2009			
	Media	DE	Mín	Máx	Media	DE	Mín	Máx	Media	DE	Mín	Máx
<i>Altitud</i>	1.602,84	1.530,62	5,00	4.832,00	1.454,76	1.519,08	3,00	4.375,00	1.297,31	1.508,18	3,00	4.375,00
<i>Promedio de alumnos de 2 grado por aula t-1</i>	23,09	8,44	2,00	82,00	26,81	9,25	12,00	56,00	26,27	7,89	12,00	45,67
<i>Contaban con agua Potable en el año t-1</i>	0,85	0,36	0,00	1,00	0,90	0,30	0,00	1,00	0,87	0,34	0,00	1,00
<i>Contaban con Desagüe en el año t-1</i>	0,94	0,23	0,00	1,00	0,95	0,22	0,00	1,00	0,96	0,21	0,00	1,00
<i>Total de aulas en el año t-1</i>	12,01	5,76	2,00	47,00	20,55	8,15	0,00	40,00	19,96	9,56	0,00	40,00
<i>Total de computadoras para la enseñanza en el año t-1</i>	3,64	6,33	0,00	86,00	13,90	16,08	0,00	91,00	12,39	12,19	0,00	46,00
<i>Cambio en el número de computadoras entre el año t-1 y t</i>	2,78	7,28	-58,00	89,00	5,44	13,48	-21,00	42,00	5,18	10,87	-19,00	28,00
<i>Proporción de computadoras para la enseñanza en t-1</i>	0,45	0,41	0,00	1,00	0,67	0,30	0,00	1,00	0,67	0,25	0,00	1,00
<i>Proporción de aulas en buenas condiciones en t-1</i>	0,48	0,38	0,00	1,00	0,61	0,38	0,00	1,00	0,61	0,38	0,00	1,00
<i>Número de ambientes Escolares en t-1</i>	0,93	0,93	0,00	3,00	1,67	1,00	0,00	3,00	1,52	1,04	0,00	3,00
Observaciones	2.189				45				26			

Fuente: CE 2009-2011 y ECE 2009 – 2011

Elaboración propia

ANEXO 6:

Algoritmo y características de los métodos de estimación

Características generales

Algoritmo:

Estimación a partir del soporte común (common)

Emparejamiento con reemplazo (default)

Emparejamiento con otros controles idénticos pscores (ties)

Estimación de desviación estándar por bootstrap de 200 réplicas con semilla 151188.

<i>Método de estimación</i>	<i>Características específicas</i>
One to one	Primer vecino más cercano
Radius	Caliper de 0.01
Kernel	Distribución Kernel de tipo Epanechnikov

Fuente: Leuven, E. & Sianesi, B. (2003).

ANEXO 7:

Resultados de los modelos de regresión lineal- Acceso a Internet

GRUPO	Comprensión de textos							
	Efectos dinámicos				Efectos a 1 año			
	I vs IV+V 2008	I vs IV+V 2008	I vs IV+V 2008	II vs IV+V 2009	II vs IV+V 2009	I vs II+III+IV+V 2008	II vs III+IV+V 2009	III vs IV+V 2010
Año de acceso t=								
Variables								
Acceso a la Internet	1,654 (2,725)	2,914 (2,619)	5,888** (2,545)	-0,413 (2,397)	1,953 (2,320)	2,822 (2,488)	0,636 (2,380)	5,271*** (1,755)
Promedio de alumnos de 2 grado por aula	0,033 (0,091)	0,164* (0,089)	0,108 (0,083)	0,012 (0,075)	0,103 (0,072)	0,047 (0,080)	0,013 (0,069)	0,166** (0,072)
Acceso a agua potable	-3,596* (2,141)	-1,213 (2,086)	-0,641 (1,927)	3,186* (1,775)	1,983 (1,656)	-2,025 (1,816)	2,149 (1,715)	-1,361 (1,566)
Acceso a desagüe	-0,542 (2,258)	2,459 (2,244)	1,733 (2,065)	1,020 (1,721)	0,785 (1,620)	-0,779 (1,882)	0,765 (1,672)	8,037*** (2,502)
Total de aulas	0,001 (0,133)	-0,228* (0,130)	0,144 (0,125)	-0,191* (0,107)	0,049 (0,104)	0,037 (0,117)	-0,178* (0,104)	0,015 (0,093)
Pared de ladrillo o bloque de cemento	-3,611* (2,089)	-1,023 (2,067)	-1,276 (1,950)	2,152 (1,567)	0,232 (1,529)	-1,320 (1,843)	2,781* (1,522)	0,121 (1,373)
Total de computadoras por aula	0,030 (0,139)	0,190 (0,135)	-0,000 (0,131)	0,238** (0,110)	0,056 (0,107)	-0,038 (0,120)	0,218** (0,105)	0,110 (0,081)
Diferencia del número de computadoras t vs t+k	0,034 (0,129)	0,135 (0,123)	0,031 (0,118)	-0,003 (0,072)	0,031 (0,070)	-0,012 (0,113)	0,022 (0,071)	0,016 (0,060)
Porcentaje de computadoras para la enseñanza	-0,283 (2,955)	0,065 (2,940)	2,614 (2,692)	0,305 (1,929)	0,380 (1,861)	0,796 (2,520)	-0,389 (1,848)	-2,728* (1,526)
Porcentaje aulas en buenas condiciones	2,200 (2,269)	-3,242+ (2,223)	-1,777 (2,118)	-0,131 (1,719)	1,597 (1,671)	1,618 (1,995)	-0,380 (1,669)	2,727* (1,474)
Número de ambientes = 0						-0,123 (2,883)	1,779 (2,621)	0,000 (0,000)
Número de ambientes = 1	1,972 (2,724)	-1,531 (2,628)	1,327 (2,479)	1,333 (1,980)	0,697 (1,898)	-0,290 (2,322)	1,841 (2,303)	0,169 (1,271)
Número de ambientes = 2	2,007 (2,671)	0,254 (2,592)	1,807 (2,446)	0,984 (1,909)	0,922 (1,845)	0,853 (2,214)	2,025 (2,179)	0,623 (1,397)
Número de ambientes = 3	4,247+ (2,868)	2,547 (2,777)	3,634 (2,636)	-1,407 (2,066)	-1,192 (1,987)	2,143 (2,278)	0,122 (2,215)	-1,189 (1,789)
Número de ambientes = 4	1,510 (3,428)	-0,968 (3,300)	5,215+ (3,173)	-2,268 (2,794)	-3,792 (2,714)			
Altitud de la I.E.E	0,003 (0,002)	0,001 (0,002)	0,004+ (0,002)	-0,000 (0,002)	0,003+ (0,002)	0,002 (0,002)	-0,002 (0,002)	0,003* (0,002)
Altitud de la I.E.E al cuadrado	-0,000* (0,000)	-0,000 (0,000)	-0,000* (0,000)	-0,000 (0,000)	-0,000+ (0,000)	-0,000* (0,000)	0,000 (0,000)	-0,000+ (0,000)
II.EE Polidocente	-0,277 (3,957)	-0,840 (4,148)	6,211* (3,377)	1,424 (2,720)	4,051+ (2,520)	-0,319 (3,158)	0,287 (2,619)	1,659 (2,272)
II.EE Pública	-1,207 (2,217)	-3,872* (2,149)	-4,342** (2,058)	1,019 (1,655)	-1,875 (1,609)	-1,586 (1,858)	1,422 (1,542)	-2,973* (1,640)
Brecha de pobreza total	-0,007 (0,171)	-0,365** (0,165)	-0,091 (0,155)	-0,191+ (0,127)	-0,067 (0,121)	-0,030 (0,153)	-0,273** (0,123)	-0,088 (0,111)
Coefficiente de Gini	-36,233 (27,193)	19,125 (27,251)	-47,975* (25,219)	50,669** (20,862)	26,239 (19,844)	-26,457 (23,769)	57,660*** (20,002)	11,762 (16,901)
Gasto per capita a precios de Lima Metropolitana	-0,010 (0,014)	-0,047*** (0,013)	-0,012 (0,013)	-0,027** (0,011)	-0,013 (0,011)	-0,017 (0,012)	-0,037*** (0,011)	-0,003 (0,010)
Porcentaje población sin agua ni desagüe de red pública	-8,231 (25,225)	3,548 (25,534)	-19,279 (23,688)	-17,256 (18,447)	-16,498 (17,408)	-1,265 (21,858)	-30,188* (18,025)	-28,303* (15,050)
Porcentaje población sin alumbrado eléctrico	31,631 (25,147)	-28,686 (26,304)	42,811* (24,358)	9,869 (19,656)	20,401 (18,248)	17,013 (22,127)	18,322 (19,236)	13,977 (16,325)
Porcentaje población sin servicio de información ni comunicación	13,031 (25,356)	-12,616 (24,598)	-20,767 (23,761)	3,103 (18,075)	-14,194 (17,459)	9,505 (22,284)	7,471 (17,844)	0,766 (15,821)
Porcentaje población analfabeta	3,066 (31,474)	-27,002 (31,354)	-36,833 (29,748)	-39,334+ (24,511)	-36,138+ (23,464)	8,553 (27,582)	-25,779 (24,078)	-34,756* (20,064)
Promedio de años de edad del distrito	-0,274 (0,432)	0,721* (0,432)	-0,173 (0,403)	0,419 (0,337)	0,261 (0,318)	-0,073 (0,384)	0,666** (0,329)	0,173 (0,295)
Porcentaje de población rural del distrito	-12,073** (5,274)	-1,608 (5,336)	-4,679 (4,942)	-2,245 (3,838)	-0,326 (3,652)	-11,011** (4,582)	-3,487 (3,769)	1,683 (3,264)
Población del distrito	0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
Tasa de crecimiento poblacional intercensal del distrito	-5,014** (2,002)	-1,150 (2,025)	-2,972+ (1,885)	0,068 (1,645)	1,200 (1,514)	-4,074** (1,755)	1,175 (1,551)	-0,543 (1,335)
Tasa de crecimiento de la población rural intercensal del distrito	0,469 (0,757)	0,036 (0,731)	0,700 (0,703)	-1,086+ (0,665)	-0,376 (0,642)	0,448 (0,550)	-0,668 (0,503)	0,886+ (0,588)
Constante	36,204** (15,860)	19,441 (15,866)	29,410** (14,797)	-4,784 (11,881)	-6,961 (11,536)	29,047** (14,119)	-9,497 (11,907)	-13,543 (10,662)
Observaciones	826	804	840	1,063	1,079	1,098	1,219	1,588

Errores estándar en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1, + p<0.15

ANEXO 8:

VARIABLES	Modelo 1		Modelo 2	
	Acceso a banda ancha en el t=2010		Acceso a banda ancha en el t=2010 dado que no tenía internet en el t-	
	Comprensión de textos	Lógico-matemática	Comprensión de textos	Lógico-matemática
Acceso a la Internet de alta velocidad	0,178 (3,467)	-2,135 (3,052)	6,866 (4,842)	-2,756 (4,274)
Promedio de alumnos de 2 grado por aula	0,224*** (0,076)	0,092 (0,067)	0,226*** (0,077)	0,094 (0,068)
Acceso a agua potable	-1,693 (1,630)	-1,705 (1,435)	-1,620 (1,633)	-1,701 (1,441)
Acceso a desagüe	6,152** (2,500)	2,512 (2,201)	6,089** (2,518)	2,591 (2,223)
Total de aulas	0,193** (0,094)	-0,006 (0,083)	0,193** (0,095)	-0,014 (0,084)
Total de computadoras por aula	0,244** (0,103)	0,052 (0,090)	0,244** (0,104)	0,056 (0,091)
Diferencia del número de computadoras t vs t+k	-0,038 (0,068)	-0,022 (0,060)	-0,044 (0,069)	-0,029 (0,061)
Porcentaje de computadoras para la enseñanza	-4,531*** (1,693)	-0,941 (1,490)	-4,397*** (1,702)	-0,854 (1,503)
Porcentaje aulas en buenas condiciones	2,770* (1,420)	1,862+ (1,250)	2,771* (1,430)	1,843+ (1,263)
Número de ambientes = 0	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	3,065+ (2,101)	0,421 (1,855)
Número de ambientes = 1	0,051 (1,311)	0,466 (1,155)	3,223+ (1,995)	1,008 (1,761)
Número de ambientes = 2	-0,629 (1,488)	-0,089 (1,310)	2,469 (2,006)	0,227 (1,771)
Número de ambientes = 3	-3,160+ (2,078)	-0,632 (1,829)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
Altitud de la II.EE	0,004** (0,002)	0,001 (0,002)	0,005*** (0,002)	0,001 (0,002)
Altitud de la II.EE al cuadrado	-0,000** (0,000)	-0,000 (0,000)	-0,000** (0,000)	-0,000 (0,000)
Brecha de pobreza total	-0,049 (0,137)	-0,113 (0,120)	-0,049 (0,137)	-0,106 (0,121)
Coefficiente de Gini	3,419 (18,802)	-9,173 (16,552)	3,201 (18,888)	-10,014 (16,675)
Gasto per capita a precios de Lima Metropolitana	-0,002 (0,011)	-0,005 (0,010)	-0,002 (0,011)	-0,005 (0,010)
Porcentaje población sin agua ni desagüe de red pública	2,862 (17,450)	-17,435 (15,362)	2,767 (17,505)	-17,418 (15,454)
Porcentaje población sin alumbrado eléctrico	20,197 (22,347)	17,797 (19,673)	23,669 (22,456)	17,545 (19,825)
Porcentaje población sin servicio de información ni comunicación	8,303 (17,464)	4,607 (15,374)	6,555 (17,531)	3,361 (15,477)
Porcentaje población analfabeta	-61,828** (25,043)	2,607 (22,046)	-60,940** (25,097)	4,743 (22,157)
Promedio de años de edad del distrito	0,423 (0,322)	-0,308 (0,284)	0,427 (0,324)	-0,327 (0,286)
Porcentaje de población rural del distrito	-1,855 (3,991)	-2,617 (3,514)	-2,043 (4,006)	-2,657 (3,537)
Población del distrito	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
Tasa de crecimiento poblacional intercensal del distrito	-0,387 (1,488)	-1,979+ (1,310)	-0,293 (1,499)	-1,958+ (1,323)
Tasa de crecimiento de la población rural intercensal del distrito	0,314 (0,445)	-0,316 (0,392)	0,308 (0,446)	-0,300 (0,394)
Constante	-22,336** (11,271)	10,140 (9,922)	-25,562** (11,736)	10,233 (10,361)
Observaciones	1,276	1,276	1,261	1,261
Errores estándar en paréntesis				
Nivel de significancia: ***: 0.01%, **: 0.05%, *: 0.1%, +: 0.15				

ANEXO 9:

	Grupo I vs IV+V	Grupo II vs IV+V	Grupo I vs II+III+IV +V	Grupo II vs III+IV+V	Grupo III vs IV+V
Año de acceso t=	2008	2009	2008	2009	2010
Variables					
Promedio de alumnos de 2 grado por aula	0,035*** (0,012)	0,013 (0,015)	0,031*** (0,011)	0,011 (0,014)	0,007 (0,011)
Contaban con agua Potable en el año t-1	0,743+ (0,473)	0,623 (0,593)	0,497 (0,413)	0,738 (0,587)	
Contaban con Desague en el año t-1	-0,033 (0,530)	0,097 (0,693)	0,233 (0,491)	0,014 (0,692)	1,164 (1,024)
Total de aulas en el año t-1	0,010 (0,025)	-0,002 (0,027)	-0,006 (0,024)	-0,004 (0,026)	0,023 (0,016)
Pared de ladrillo o bloque de cemento en el año t-1	-0,300 (0,559)	1,017 (0,769)	-0,216 (0,536)	1,026 (0,762)	0,062 (0,317)
Total de computadoras para la enseñanza en el año t-1	0,107*** (0,022)	0,051** (0,025)	0,086*** (0,018)	0,046** (0,023)	-0,001 (0,013)
Cambio en el número de computadoras entre el año t-1 y t	0,061*** (0,022)	0,025+ (0,016)	0,051*** (0,017)	0,023+ (0,016)	0,033*** (0,010)
Porcentaje de computadoras para la enseñanza en t-1	-1,822*** (0,536)	-0,701* (0,410)	-1,354*** (0,471)	-0,665* (0,396)	-0,281 (0,243)
Porcentaje de aulas en buenas condiciones en t-1	0,036 (0,559)	0,593 (0,604)	-0,066 (0,533)	0,595 (0,604)	0,151 (0,321)
Número de ambientes=1 Escolares en t-1	-0,130 (0,540)	0,059 (0,508)	-0,164 (0,422)	0,915 (0,749)	0,261 (0,226)
Número de ambientes=2 Escolares en t-1	-0,339 (0,539)	0,283 (0,487)	-0,519 (0,408)	1,160+ (0,725)	0,617*** (0,232)
Número de ambientes=3 Escolares en t-1	-0,179 (0,551)	0,120 (0,513)	-0,183 (0,403)	0,948 (0,722)	0,765*** (0,280)
Número de ambientes=4 Escolares en t-1	0,042 (0,652)	-0,876			
Número de ambientes=7 Escolares en t-1			-0,126 (0,570)		
Número de ambientes=8 Escolares en t-1				0,824 (0,841)	
Altitud (msnm)	-0,000 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,000 (0,000)	-0,001 (0,001)	0,000 (0,000)
Altitud (msnm)2	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)
Escuela polidocente en t-1	-0,435 (0,379)	0,390 (0,382)	-0,274 (0,360)	0,295 (0,377)	0,374+ (0,251)
Escuela pública en t-1	-1,911*** (0,417)	-1,252*** (0,353)	-1,360*** (0,378)	-1,021*** (0,346)	-1,469*** (0,250)
Brecha de pobreza total (%)	-0,219** (0,089)	-0,000 (0,063)	-0,179** (0,076)	0,005 (0,061)	-0,033 (0,034)
Coefficiente de Gini	14,901** (7,103)	-2,048 (6,623)	13,519** (6,655)	-1,420 (6,360)	-4,790 (3,787)
Gasto per cápita precios de Lima Metropolitana	-0,006** (0,003)	-0,003 (0,002)	-0,005** (0,002)	-0,002 (0,002)	-0,003+ (0,002)
Porcentaje de la población del distrito sin agua ni desagüe de red	10,471 (8,219)	-20,799* (12,474)	6,660 (7,230)	-21,240* (11,828)	1,399 (4,263)
Porcentaje de la población del distrito sin alumbrado eléctrico	9,174 (8,978)	8,155 (9,833)	9,292 (8,255)	5,132 (9,232)	7,116+ (4,663)
Porcentaje de la población del distrito in servicio de información ni comunicación	-23,256*** (8,594)	-14,417* (8,609)	-18,314** (7,882)	-12,236+ (8,259)	-14,648*** (4,455)
Porcentaje de la población del distrito analfabeta	-7,577 (14,983)	-16,048 (14,719)	-12,347 (14,203)	-15,485 (14,350)	2,897 (5,900)
Edad promedio del distrito	0,165* (0,095)	0,100 (0,103)	0,131+ (0,089)	0,074 (0,099)	0,086 (0,062)
Porcentaje de la población que vive en el área rural	2,517+ (1,732)	0,766 (1,829)	2,054 (1,540)	0,790 (1,791)	-1,559* (0,876)
Población del distrito	-0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)	-0,000 (0,000)
Tasa de crecimiento intercensal de la población	0,235 (0,400)	0,038 (0,445)	0,233 (0,370)	0,016 (0,427)	-0,052 (0,236)
Tasa de crecimiento intercensal de la población rural	0,064 (0,095)	-0,014 (0,187)	0,055 (0,079)	-0,018 (0,146)	0,055 (0,077)
Constante	-5,053 (3,566)	-3,693 (3,855)	-5,301+ (3,398)	-4,429 (3,829)	-2,049 (2,330)
Observations	1.507	2.117	2.025	2.393	3.262
Pseudo R2	0,35	0,30	0,27	0,26	0,29
Errores estándar en paréntesis					
Nivel de significancia: ***: 0.01%, **:0.05%, *:0.1%, +:0.15					

ANEXO 10:

Resultados de los modelos de regresión logística- Acceso a Internet de banda ancha

Variables	Modelo 1 Acceso a banda ancha en el t=2010	Modelo 2 Acceso a banda ancha en el t=2010 dado que no tenía internet en el t-1=2009
Promedio de alumnos de 2 grado por aula t-1	0,029 (0,025)	0,049 (0,040)
Con agua en t-1	0,482 (0,697)	0,420 (0,926)
Con desagüe en t-1	-0,560 (1,084)	
Total de aulas en el año t-1	0,113*** (0,026)	0,133*** (0,040)
Pared de ladrillo o bloque de cemento	-0,270 (0,609)	0,556 (1,111)
Total de computadoras para la enseñanza en el año t-1	0,036+ (0,025)	0,045 (0,040)
Cambio en el número de computadoras entre el año t-1 y t	-0,018 (0,019)	-0,026 (0,027)
Porcentaje de computadoras para la enseñanza en t-1	0,533 (0,644)	0,617 (0,984)
Porcentaje de aulas en buenas condiciones en t-1	0,543 (0,567)	0,254 (0,838)
Número de ambientes=0 Escolares en t-1	0,064 (0,751)	1,348 (1,364)
Número de ambientes=1 Escolares en t-1	0,056 (0,644)	1,412 (1,185)
Número de ambientes=2 Escolares en t-1	0,361 (0,578)	1,787 (1,097)
Número de ambientes=3 Escolares en t-1		-0,291 (1,031)
Altitud (msnm)	0,001 (0,001)	0,000 (0,001)
Altitud2	-0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
Brecha de pobreza total (%)	-0,089 (0,087)	-0,096 (0,111)
Coefficiente de Gini	-0,498 (8,816)	-1,357 (11,832)
Gasto per cápita precios de Lima Metropolitana	-0,006 (0,006)	-0,006 (0,007)
Porcentaje de la población sin agua ni desagüe de red	4,679 (9,135)	11,908 (11,434)
Porcentaje de la población sin alumbrado eléctrico	3,555 (10,569)	-5,658 (14,728)
Porcentaje de la población sin servicio de información ni comunicación	-24,361*** (9,299)	-27,551** (12,574)
Porcentaje de la población analfabeta	-14,196 (13,395)	-8,097 (17,927)
Edad promedio del distrito	0,058 (0,146)	-0,071 (0,199)
Porcentaje de personas que vive en el área rural	4,165** (1,720)	5,072** (2,086)
Población	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
Tasa de crecimiento intercensal de la población	-1,002+ (0,652)	-2,078* (1,187)
Tasa de crecimiento intercensal de la población rural	-0,264 (0,421)	-0,092 (0,269)
Constante	-2,640 (5,298)	-0,497 (7,716)
Observaciones	1.592	1.496
Pseudo R2	0,2174	0,1888

Nivel de significancia: ***: 0,01%, **:0,05%, *:0,1%, +:0,15.
 Errores estándar en paréntesis.
 Elaboración propia.